

Thales de Oliveira Gonçalves

Identificação do Somatotipo de Fisiculturistas Através de Imagens Digitais

Brasil

Vitória, 2017

Thales de Oliveira Gonçalves

Identificação do Somatotipo de Fisiculturistas Através de Imagens Digitais

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Universidade Federal do Espírito Santo – UFES

Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica – PPGEE

Laboratório de Computadores e Sistemas Neurais – CISNE

Orientador: Patrick Marques Ciarelli

Brasil

Vitória, 2017

Modelo de ficha catalográfica fornecido pelo Sistema Integrado de
Bibliotecas da Ufes para ser confeccionada pelo autor

d278i de Oliveira Gonçalves, Thales, 1992-
Identificação do Somatotipo de Fisiculturistas Através de
Imagens Digitais / Thales de Oliveira Gonçalves. - 2017.
153 f. : il.

Orientador: Patrick Marques Ciarelli.
Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) -
Universidade Federal do Espírito Santo, Centro Tecnológico.


1. Somatotipo. 2. Seleção de Características. 3. Segmentação do
Corpo Humano. 4. Extração de Medições Corpóreas. I. Marques
Ciarelli, Patrick. II. Universidade Federal do Espírito Santo.
Centro Tecnológico. III. Título.

CDU: 621.3

Thales de Oliveira Gonçalves

Identificação do Somatotipo de Fisiculturistas Através de Imagens Digitais

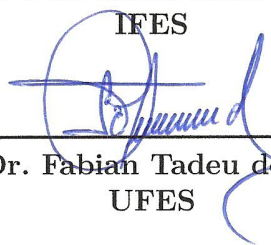
Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica.


Prof. Dr. Patrick Marques Ciarelli

UFES
Orientador


Profa. Dra. Karin Satie Komati

IFES


Prof. Dr. Fabian Tadeu do Amaral

Brasil

Vitória, 2017

*Este trabalho é dedicado a todos aqueles
que buscam a cada dia o perfeito desabrochar do próprio ser
para o cumprimento da melhor forma de sua missão aqui na Terra.*

PREFÁCIO

A concepção desta pesquisa surgiu de conversas iniciadas entre os professores Jorge Washington Brombley Castro e Klaus Fabian Côco em torno da necessidade do desenvolvimento de um sistema para obtenção do somatotipo de indivíduos de maneira mais prática que o método realizado hoje em dia.

Motivados por isso, os professores Klaus e Jorge convidaram os professores Patrick Marques Ciarelli e Eliane Cunha Gonçalves compondo assim um grupo de estudos multidisciplinar com especialistas do assunto nas áreas de Educação Física e de Engenharia Elétrica.

Foram muitas reuniões de elaboração do estudo, orientações e troca de experiência para integrantes de ambas as áreas, todos bastante motivados na busca da melhor maneira para resolver o problema. Nesse contexto surge a perspectiva de elaboração de um estudo científico mais apurado com o tema proposto para uma dissertação de mestrado em engenharia. Assim, sob a orientação do professor Patrick e a colaboração dos demais colegas professores do grupo, teve início esta dissertação de mestrado.

Talvez uma das maiores barreiras enfrentadas pelo grupo foi a necessidade da coleta de dados para o desenvolvimento tanto desta pesquisa quanto de possíveis outras futuras. Foi necessária uma integração de ambas as áreas para tomadas de decisões importantes a respeito da aquisição tanto das imagens dos indivíduos, quanto das medições antropométricas para o cálculo de seus somatotipos.

Em diversas fases desta pesquisa, mas em especial na da coleta dos dados, tanto os professores Jorge e Eliane, quanto os estudantes de Educação Física da Faculdade Estácio de Sá de Vitória e membros da Federação de Fisiculturismo do Espírito Santo (IFBB-ES) foram de extrema importância para que o trabalho de aquisição de amostras pudesse ocorrer da melhor forma. Esta colaboração mútua entre as áreas foi substancial para o desenvolvimento de todo o presente trabalho.

No entanto, infelizmente, os professores Jorge, Eliane e Klaus não puderam ser incluídos como membros co-orientadores neste trabalho, apesar de toda a sua colaboração, devido às regras definidas pela CAPES que impossibilitam neste contexto a participação de professores classificando-os como colaboradores nos programas de pós-graduação sem que haja a penalização da pontuação do programa, conforme critérios já sumariamente estabelecidos.

Agradecimentos

Primeiramente gostaria de agradecer aos meus pais. Tudo o que eu sou e tenho eu devo a eles e a cada dia que se passa maior é o meu desejo de tornar a vida deles mais feliz da mesma forma que eles fazem com a minha. Minha maior tristeza é ter de aceitar o fato de que eles não são eternos, como gostaria que fossem.

Gostaria de agradecer também aos meus mestres, passados e atuais. Todos os que contribuíram de alguma forma em algum momento da minha vida para o meu crescimento profissional ou pessoal, principalmente aqueles nos quais tenho certeza que me espelharei futuramente. Especialmente, gostaria de agradecer ao Patrick e ao Klaus que me ajudaram a trilhar esta minha fase do mestrado. Espero um dia podermos colaborar juntos sendo colegas de trabalho.

Agradeço em especial também ao Evandro e ao Jorge, professores e pesquisadores da área e de conhecimento infinito que facilmente percebemos em pouco tempo de conversa ou de curso.

Um grande agradecimento também à Eliane e ao Jorge, profissionais da educação física altamente experientes no tema tratado nesta dissertação. Seus conhecimentos da área me ajudaram muito no desenvolvimento deste trabalho.

Agradeço à Karin e ao Fabian por terem aceitado avaliar minha dissertação, mesmo que esta fuja aqui ou ali da área específica de vocês. É de grande importância para mim que grandes nomes possam fazer contribuições e críticas ao meu trabalho. Espero que meu esforço nestes dois anos consiga superar a expectativa de vocês em algum momento durante a leitura do texto.

Agradeço à Presidência e Diretoria da IFBB-ES por ter me autorizado a utilizar as imagens e a realizar as medições antropométricas nos fisiculturistas. Sem isto, certamente não haveria como proceder com minha pesquisa de mestrado.

Agradecimento também aos membros de arbitragem, atletas, preparadores físicos filiados à IFBB-ES e aos alunos do curso de Educação Física da Faculdade Estácio de Sá de Vitória que ajudaram na aquisição dos dados deste trabalho.

Agradecimento também à FAPES, pela bolsa concedida a mim neste meu período de estudos e pesquisa.

Um agradecimento especial ao Bruno, Messi, Matheus, Fernando, Demuth, Thais, Daniel, Zago, Douglas, enfim, todo o pessoal do CISNE, com quem compartilhei boa parte do meu tempo nestes dois anos. A gente volta e meia reclama que coisa ou outra não dá muito certo, mas eu tenho certeza de que sentirei muita falta do meu tempo neste

laboratório com vocês. É simplesmente incrível compartilhar experiências e conhecimentos com outros que estão estudando temas similares ao seu. Eu aprendi um pouco com cada um de vocês e espero ter deixado também, em cada um, um pouquinho da minha marca.

Grande agradecimento também a pessoinhas extremamente importantes em minha vida: Syane, Beyle, Gabriela, Baião, Lili, Nicolas, Xará, Louys, Rômulo, Fábio, Flávio, Corá, Guilherme, Marlon, Ratinho..... é muita gente! Saibam que mesmo que os compromissos da vida não tenham nos permitido estar tanto tempo juntos quanto antigamente, cada um de vocês ocupa um lugar único e especial no meu coração! Obrigado por entenderem que nem sempre pude estar tão presente quanto gostaria na vida de vocês.

Ao pessoal da matemática, Brayan, Rafael, Marcos, Caio e também aos professores com que tive experiência, como Carol, Florêncio, Magda, Domingos, Alancardek e Apoenã. Obrigado por partilharem seus conhecimentos comigo e também por aturarem minhas maluquices de engenheiro.

*“Quando damos um passo na direção do conhecimento, ele dá dez para longe de nós.
Se dermos mais um passo na direção dele, ele dará mais cem se distanciando.
Por este motivo, quanto mais sabemos, mais temos
plena consciência de que nada sabemos.”*
— Uma sábia amiga.

Resumo

Somatotipo é uma métrica que diz respeito à forma e composição corporais humanas. Ela é importante em diversas aplicações, principalmente nas áreas da educação física e da saúde. Entretanto, atualmente a obtenção do somatotipo de um indivíduo, além de consumir uma grande quantidade de tempo, depende de vários aparelhos antropométricos, alguns dos quais não são muito portáteis, e um especialista da área para a tomada de diversas medições diretamente no corpo da pessoa. A proposta deste trabalho é obter o somatotipo de fisiculturistas através de imagens tomadas destes em diferentes posições baseado em técnicas de processamento de imagens e aprendizado de máquinas. Devido à dificuldade de referências de outros trabalhos com propostas semelhantes a esta, uma base de dados própria precisou ser levantada para o desenvolvimento do sistema proposto. Um conjunto de medições possíveis de se extrair das imagens dos indivíduos é proposto e uma seleção de características escolhe um subconjunto bastante reduzido de medições relevantes para se estimar o somatotipo. Com o auxílio de uma técnica de segmentação e processamentos morfológicos na imagem, o indivíduo é então segmentado e um algoritmo é proposto para extrair cada uma das medições relevantes selecionadas. Por fim, é realizado um mapeamento destas medidas corpóreas extraídas das imagens dos indivíduos nos seus somatotipos através de técnicas de regressão. Os resultados obtidos mostram que o somatotipo de fisiculturistas pode ser razoavelmente estimado baseando-se apenas em suas imagens, sendo esta uma opção menos dispendiosa de obtenção desta métrica.

Palavras-chave: Somatotipo. Seleção de Características. Segmentação do Corpo Humano. Extração Automática de Medições Corpóreas.

Abstract

Somatotype is a metric that tells us about human body shape and composition. It is important in many applications, especially in the physical education and health areas. However, obtaining the somatotype nowadays, besides being a very time-consuming procedure, demands several anthropometric devices, some of which are not very portable, and an expert of the area to take various measurements directly on the person's body. The proposal of this work is to obtain somatotype of bodybuilders by their body images in different positions, based on image processing and machine learning techniques. Due to the difficulty of references of other works with similar proposals, a database needed to be built by our own for the development of the proposed system. A set of measurements that are possible to be extracted from the individual's images are proposed and a feature selection chooses a very small subset of relevant measurements to estimate the somatotype. With the assist of a segmentation technique and morphological image processings, the individual is segmented and it is proposed an algorithm to extract each of the selected relevant measurements. Finally, the body measurements taken from the individual's images are mapped on their somatotypes based on regression techniques. The results obtained shows that the somatotype of bodybuilders can be estimated reasonably based only on their images, which is a less expensive option to obtain this metric.

Keywords: Somatotype. Feature Selection. Human Body Segmentation. Automatic Extraction of Body Measurements.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Exemplo esquemático de fisiculturistas endo-, meso- e ectomórficos, respectivamente.	21
Figura 2 – Aparelhos antropométricos necessários para a obtenção do somatotipo pelo método de (HEATH; CARTER, 1967).	24
Figura 3 – Diagrama de blocos da proposta de solução do problema.	27
Figura 4 – Homem Vitruviano, obra de Leonardo da Vinci.	28
Figura 5 – Exemplo de fotografia tomada por Sheldon, Stevens e Tucker (1940) em três posições.	29
Figura 6 – Exemplos de indivíduos com componente do somatotipo predominante.	32
Figura 7 – Somatocarta.	36
Figura 8 – Somatocarta dividida em 13 classes.	39
Figura 9 – Somatocarta dividida em 7 classes.	40
Figura 10 – Somatocarta dividida em 4 classes.	41
Figura 11 – Exemplo de cruzamento. O filho é gerado pela combinação de diferentes partes de seus pais, indivíduos da geração anterior.	45
Figura 12 – Exemplo de mutação. O novo indivíduo gerado tem pelo menos uma parte sua alterada.	45
Figura 13 – Curvas comumente formadas pela fronteira de Pareto para otimização de duas funções objetivo.	47
Figura 14 – Modelo matemático do Perceptron.	48
Figura 15 – Arquitetura do MLP.	49
Figura 16 – Arquitetura da GRNN.	51
Figura 17 – Exemplos de regressão pela GRNN para diferentes valores de σ	52
Figura 18 – Dados bidimensionais com saída unidimensional particionados pela árvore de regressão.	54
Figura 19 – Árvore de regressão para o exemplo dos dados da Figura 18.	54
Figura 20 – Método de validação cruzada <i>Leave-One-Out</i> : um dado é separado para teste e todos os outros para treino e este processo é reiterado até que todos os dados da base tenham sido usados uma única vez para teste.	55
Figura 21 – Exemplo de utilização do PCA mantendo a dimensão dos dados. v_1, v_2 são respectivamente os eixos mais e menos representativos dos dados, a elipse verde.	57
Figura 22 – Exemplo de imagem para segmentação SRM para $Q = 1, 16, 128, 1024$	59
Figura 23 – Codificação de Freeman para cada direção.	60
Figura 24 – Exemplo de imagem para codificação em Cadeia de Freeman.	61
Figura 25 – Exemplos de imagens de cada aquisição.	64

Figura 26 – Exemplos de imagens quanto à oclusão da marcação.	65
Figura 27 – Exemplos do uso de vestimenta.	66
Figura 28 – Exemplos de uso de acessórios.	67
Figura 29 – Exemplos de posicionamento do cabelo.	68
Figura 30 – Posicionamentos dos indivíduos na primeira base de dados.	69
Figura 31 – Posicionamentos dos indivíduos na segunda base de dados.	70
Figura 32 – Somatopontos dos indivíduos da base de dados na somatocarta.	71
Figura 33 – Exemplos de cores das vestimentas.	74
Figura 34 – Eixos considerados.	76
Figura 35 – Exemplos de imagens com as medições tomadas manualmente em um indivíduo.	77
Figura 36 – Fronteiras de Pareto da otimização multiobjetivo.	79
Figura 37 – Posições finais consideradas.	81
Figura 38 – Ajuste do parâmetro Q para segmentação dos indivíduos da base.	85
Figura 39 – Canais HSV da imagem 38c.	86
Figura 40 – Binarização da imagem da Figura 39b pelo método de Otsu.	86
Figura 41 – Quantidade de <i>pixels</i> em cada coluna da imagem da Figura 40.	87
Figura 42 – Objetos laterais removidos da imagem da Figura 40.	88
Figura 43 – Regiões candidatas para reconstrução (em cinza) da imagem da Figura 42.	89
Figura 44 – Imagem após reconstrução das regiões de baixa intensidade candidatas da imagem da Figura 43.	90
Figura 45 – Exemplo de imagem para fechamento de buracos (em cinza).	91
Figura 46 – Imagem após fechamento de buracos da imagem da Figura 44.	92
Figura 47 – Remoção de objetos pequenos realizada na imagem da Figura 46 e contorno final da segmentação do indivíduo.	93
Figura 48 – Exemplo da região de corte das imagens da base de dados para segmentação das marcações.	94
Figura 49 – Resultado do algoritmo SRM aplicado aos cortes das imagens da Figura 48.	95
Figura 50 – Binarização realizada nas imagens da Figura 49 segundo critérios mostrados.	95
Figura 51 – Segmentação das marcações de referências.	96
Figura 52 – Exemplos de segmentação de indivíduos da base.	98
Figura 53 – Exemplos de imagens segmentadas de um indivíduo e suas simetrias.	100
Figura 54 – Pontos auxiliares O , OL , OR , $yMax$, $yMin$ e estatura (y).	102
Figura 55 – Pontos auxiliares DLL , DLR , DRL , DRR , CL , CR e busto (x).	103
Figura 56 – Pontos auxiliares HLL , HLR , HRL , HRR , E , GLL , GLR , GRL , GRR e tornozelo (x).	105

Figura 57 – Exemplos de imagens que precisam de reparo na segmentação para estimativa do contorno da coxa/quadril.	106
Figura 58 – Ângulo do gradiente do caminho positivamente orientado de GRR a DRR da imagem da Figura 57a.	107
Figura 59 – Estimativa do contorno da coxa/quadril da imagem da Figura 57a. . .	107
Figura 60 – Ângulo do gradiente do caminho positivamente orientado de GRR a OR , caso exista.	108
Figura 61 – Estimativa do contorno da coxa/quadril da imagem da Figura 57b. . .	109
Figura 62 – Regressão polinomial do caminho positivamente orientado de GRR a CR . . .	110
Figura 63 – Pontos auxiliares FLL , FLR , FRL , FRR , e medições quadril (x) e coxa (x).	111
Figura 64 – Ângulo do gradiente do caminho negativamente orientado de DLL a DRR da imagem da Figura 63.	111
Figura 65 – Segmentos de reta entre p_{LL} e p_{LR} e entre p_{RL} e p_{RR}	112
Figura 66 – Pontos auxiliares AL , AR , BL , BR , e braço (x, y).	113
Figura 67 – Recorte dos braços/antebraços do indivíduo da Figura 66.	114
Figura 68 – Pontos auxiliares P , PL , PR , $yMax$, $yMinL$, $yMinR$ e estatura (y). . .	115
Figura 69 – Pontos auxiliares L , LL , LR e joelho (z).	116
Figura 70 – Ângulo do gradiente do caminho positivamente orientado de L a $yMinR$ da imagem da Figura 69.	117
Figura 71 – Ângulo do gradiente do caminho positivamente orientado de PR a $yMax$ da imagem da Figura 69.	117
Figura 72 – Pontos auxiliares JL , JR , IL , IR e braço (y, z).	118
Figura 73 – Pontos auxiliares KL , KR e coxa (z).	119
Figura 74 – Recorte da coxa do indivíduo da Figura 73.	120
Figura 75 – Exemplo de medição das marcações de referência.	121
Figura 76 – Exemplos de imagens medidas de maneira automática com o algoritmo de medição.	122
Figura 77 – Diagrama de blocos proposto neste trabalho e as técnicas abordas em cada um.	123
Figura 78 – Exemplo de medição da coxa (z).	124
Figura 79 – Exemplos de medição da braço (y).	125
Figura 80 – Exemplos de medição do quadril (x).	125
Figura 81 – Exemplos de pontos inicial e final de medição da estatura (y).	126
Figura 82 – Somatopontos reais (em azul) e estimados (em vermelho). Pontos em verde representam correspondência do real com o estimado (estimativa sem erro).	130

Figura 83 – Somatopontos reais (em azul) e estimados (em vermelho). Pontos em verde representam correspondência do real com o estimado (estimativa sem erro).	136
Figura 84 – Somatopontos reais (em azul) e estimados (em vermelho). Pontos em verde representam correspondência do real com o estimado (estimativa sem erro).	139

Lista de tabelas

Tabela 1 – Medições selecionadas pelo algoritmo genético (em negrito as que se repetem).	80
Tabela 2 – Métricas das técnicas de regressão sobre os conjuntos de medições selecionados.	82
Tabela 3 – Métricas das medições extraídas de maneira automática.	124
Tabela 4 – Estimativa do somatotipo para o experimento 1.	128
Tabela 5 – SAD e distância na somatocarta médios no experimento 1.	129
Tabela 6 – Taxa de acerto na classificação para o experimento 1.	131
Tabela 7 – Estimativa do somatotipo para a combinação escolhida.	134
Tabela 8 – SAD e distância na somatocarta médios no experimento 2.	135
Tabela 9 – Taxa de acerto na classificação para o experimento 2.	135
Tabela 10 – Estimativa do somatotipo para a combinação escolhida.	137
Tabela 11 – SAD e distância na somatocarta médios no experimento 2.	138
Tabela 12 – Taxa de acerto na classificação para o experimento 3.	138

Lista de abreviaturas e siglas

AR	<i>Árvore de Regressão</i>
BDS	<i>Bidirectional Search</i>
CNN	<i>Convolutional Neural Network</i>
DEXA	<i>Dual-Energy X-ray Absorptiometry</i>
FO	<i>Função Objetivo</i>
GA	<i>Genetic Algorithm</i>
GRNN	<i>General Regression Neural Network</i>
IFBB	<i>International Federation of Bodybuilding</i>
MAE	<i>Mean Absolute Error</i>
MAPE	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
ME	<i>Mean Error</i>
MLP	<i>Multi-Layer Perceptron</i>
mRMR	<i>Minimum Redundancy Maximum Relevance</i>
MSE	<i>Mean Square Error</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
pdf	<i>probability density function</i>
RI	<i>Regressão Ingênua</i>
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
RNA	<i>Rede Neural Artificial</i>
SAD	<i>Somatotype Attitudinal Distance</i>
SAM	<i>Somatotype Attitudinal Mean</i>
SAV	<i>Somatotype Attitudinal Viariance</i>
SBS	<i>Sequential Backward Selection</i>

SFS	<i>Sequential Forward Selection</i>
SRM	<i>Statistical Region Merging</i>
SSE	<i>Sum of Squared Errors</i>
TEM	<i>Technical Error of Measurement</i>

Sumário

1	INTRODUÇÃO	21
1.1	Motivação	23
1.2	Hipótese e Objetivos	24
1.3	Caracterização do Problema	25
1.4	Método Proposto	26
1.5	Estrutura da Dissertação	27
2	SOMATOTIPO	28
2.1	O Método de Sheldon, Stevens e Tucker (1940)	29
2.2	O Método de Heath-Carter	32
2.2.1	Medições Corpóreas e Equipamentos Antropométricos	32
2.2.2	Cálculo do Somatotipo	34
2.3	Somatocarta	36
2.4	Classificação do Somatotipo	38
2.5	Considerações Finais do Capítulo	41
3	TÉCNICAS E MÉTRICAS	43
3.1	Algoritmo Genético (GA)	43
3.2	Otimização Multiobjetivo	46
3.3	Regressão Ingênua (RI)	47
3.4	Rede Neural Artificial (RNA)	48
3.4.1	Perceptron Multi Camada (MLP)	48
3.4.2	General Regression Neural Network (GRNN)	50
3.5	Árvore de Regressão (AR)	52
3.6	Leave-One-Out	55
3.7	Análise de Componentes Principais (PCA)	56
3.8	Statistical Region Merging (SRM)	58
3.9	Cadeia de Freeman	60
3.10	Métricas	61
4	BASE DE DADOS	63
4.1	Contexto das Aquisições	63
4.2	Marcações ao Fundo	65
4.3	Vestimenta	65
4.4	Acessórios	66
4.5	Cabelo	67

4.6	Posicionamento	68
4.7	Estatísticas da Base de Dados	70
4.8	Considerações Finais do Capítulo	72
5	SELEÇÃO DAS MEDIÇÕES PERTINENTES	75
5.1	Medições Propostas	75
5.2	Seleção das Características	77
5.3	Resultados da Otimização	78
5.4	Metodologia da Seleção dos Conjuntos de Medições e Técnicas de Regressão	78
5.5	Resultados da Seleção dos Conjuntos de Medições e Técnicas de Regressão	80
5.6	Considerações Finais do Capítulo	82
6	SEGMENTAÇÃO DAS IMAGENS	84
6.1	Segmentação do Indivíduo	84
6.1.1	Agrupamento por SRM	84
6.1.2	Binarização pelo Canal de Saturação	85
6.1.3	Remoção de Objetos Laterais	87
6.1.4	Reconstrução de Regiões de Baixa Intensidade	88
6.1.5	Fechamento de Buracos	90
6.1.6	Remoção de Objetos Pequenos	92
6.2	Segmentação das Marcações	93
6.3	Considerações Finais do Capítulo	97
7	EXTRAÇÃO AUTOMÁTICA DE MEDIÇÕES	99
7.1	Identificação Automática de Pose	99
7.2	Posição Frente	101
7.2.1	Estatura (y)	101
7.2.2	Busto (x)	103
7.2.3	Tornozelo (x)	104
7.2.4	Estimativa do Contorno da Coxa/Quadril	105
7.2.4.1	Tipo 1	105
7.2.4.2	Tipo 2	108
7.2.5	Quadril (x) e Coxa (x)	109
7.2.6	Braço (x, y)	110
7.3	Posição Lado	114
7.3.1	Estatura (y)	115
7.3.2	Joelho (z)	116
7.3.3	Braço (y, z)	116

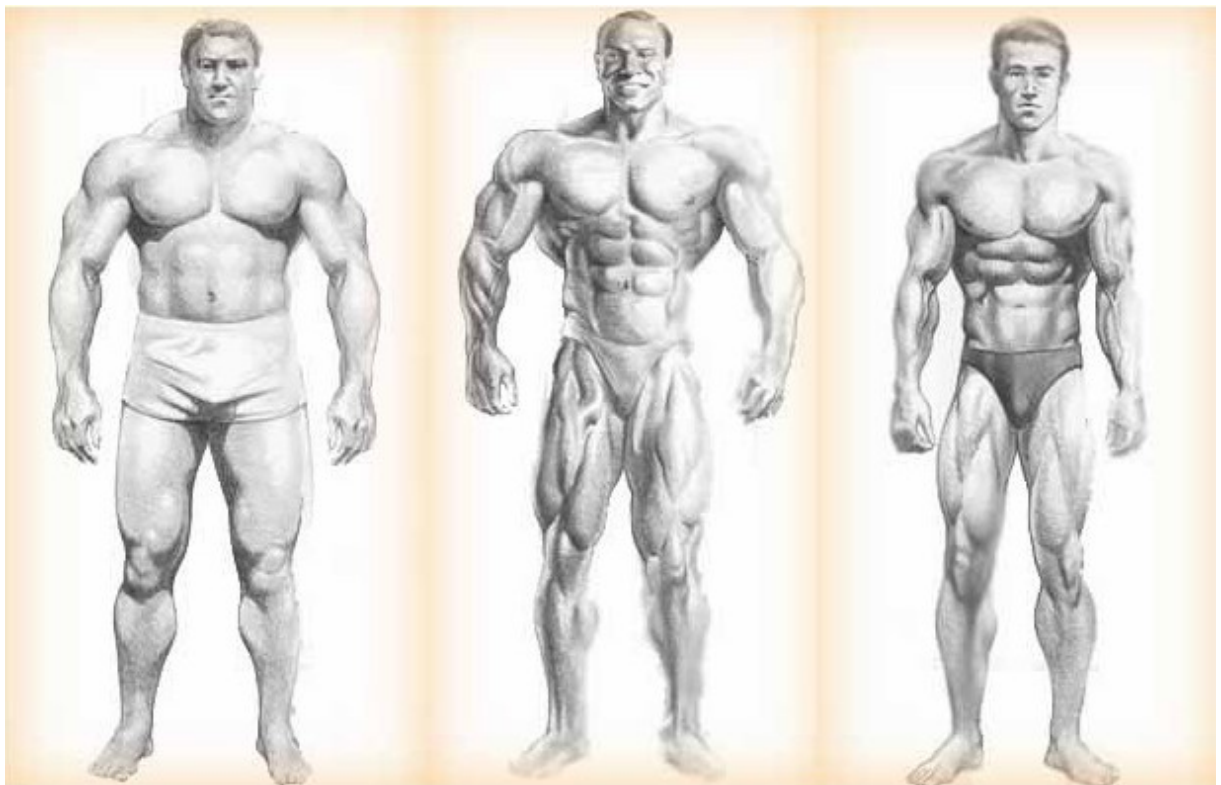
7.3.4	Coxa (z)	119
7.4	Medição das Marcações de Referência	120
7.5	Considerações Finais do Capítulo	121
8	RESULTADOS E DISCUSSÕES	123
8.1	Resultados do Algoritmo de Medição Automática	123
8.2	Resultados da Obtenção do Somatotipo	127
8.2.1	Experimento 1	127
8.2.2	Experimento 2	131
8.2.3	Experimento 3	137
8.3	Considerações Finais do Capítulo	140
9	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	141
9.1	Trabalhos Futuros	142
	REFERÊNCIAS	145
	APÊNDICE A – AUTORIZAÇÃO DO USO DE IMAGENS E TOMADA DE MEDIÇÕES ANTROPOMÉTRICAS DADA PELA IFBB-ES	151
	APÊNDICE B – ERRO MÉDIO DA REGRESSÃO INGÊNUA SOBRE <i>LEAVE-ONE-OUT</i>	152

1 Introdução

Um dos entendimentos que o ser humano sempre buscou obter é acerca do seu próprio corpo. Entender como se estabelecem as proporções corpóreas, como se distribuem os tecidos ao longo do corpo e os reflexos disto nas medições e na personalidade humana é algo que sempre o motivou a tentar adquirir mais conhecimento.

Vários estudiosos tentaram entender o corpo humano e as relações existentes nas manifestações físicas das proporções corpóreas. Entretanto, pesquisas dessa natureza só começaram a ser feitas com um rigor científico no início do século XX ([CARTER; HEATH, 1990](#)). Em 1940, [Sheldon, Stevens e Tucker \(1940\)](#) cunharam o termo somatotipo para designar a teoria na qual a estrutura física do corpo humano é formada por uma combinação de três folhetos embrionários: endomorfia, mesomorfia e ectomorfia. Estas componentes se referem respectivamente à gordura relativa do corpo, à robustez músculo-esquelética e linearidade corporal ([CARTER; HEATH, 1990](#)) (Figura 1).

Figura 1 – Exemplo esquemático de fisiculturistas endo-, meso- e ectomórficos, respectivamente.



Fonte: [Gun \(2013\)](#).

Estudos têm demonstrado que, na média, indivíduos com predominância de uma das componentes do somatotipo possuem características semelhantes. Indivíduos endomórficos, por exemplo, são mais pesados e mais gordos do que pessoas mesomórficas e ectomórficas. Já os mesomórficos possuem maior peso livre de gordura, ou seja, maior desenvolvimento da musculatura esquelética. Por fim, indivíduos ectomórficos possuem menor peso e baixo teor de gordura (BOLONCHUK et al., 2000; BUFFA et al., 2005).

Para a quantificação das três componentes do somatotipo, Sheldon, Stevens e Tucker (1940) obtiveram imagens de indivíduos e seus somatotipos eram determinados através de medições realizadas nas imagens (CARTER; HEATH, 1990). Entretanto, o uso de fotografia naquela época apresentava uma série de limitações, como o custo e a qualidade das câmeras e o fato de ter que revelar as fotos (analógicas) para realizar as medições. Isto tornava a tomada das medidas antropométricas sobre fotografias em uma técnica dispendiosa e demorada, além de necessitar de ambiente adequado.

Para solucionar o problema de Sheldon, Stevens e Tucker (1940), Heath e Carter (1967) propuseram outro método, em que as medições seriam realizadas diretamente no corpo do indivíduo e, ainda, expressões matemáticas bem definidas seriam utilizadas para inferir as componentes do somatotipo. Muitas das medições utilizadas são relacionadas a medidas de diâmetros e perímetros de partes do corpo, além de dobras cutâneas. Desta maneira, torna-se possível quantificar o somatotipo do indivíduo, isto é, quantificar as componentes de endomorfismo, mesomorfismo e ectomorfismo.

Com o tempo, a classificação do indivíduo pelo seu somatotipo se tornou uma ferramenta fundamental para diversas áreas, principalmente para a área de educação física. O relacionamento entre somatotipo e desempenho atlético em esportes têm sido sistematicamente estudado e muitas pesquisas apontam que indivíduos que competem no mesmo evento atlético têm somatotipos semelhantes, enquanto atletas de alto desempenho de diferentes esportes possuem somatotipos distintos entre si (THORLAND et al., 1980; BOLONCHUK et al., 2000; MASSIDDA et al., 2013; GUTNIK et al., 2015).

Baseados nestas observações, alguns trabalhos tentaram determinar o esporte mais adequado para um indivíduo através do seu somatotipo, seja na fase adulta (TÓTH et al., 2014), ou ainda quando crianças (JAKŠIĆ; CVETKOVIĆ, 2009). Na área da saúde, alguns estudos têm sido feitos sobre a alteração do somatotipo com o envelhecimento (BUFFA et al., 2005), e vários relacionando o somatotipo com diferentes tipos de doença (SINGH, 2007), como diabetes (BALTADJIEV, 2012; BUFFA et al., 2007a), obesidade (KOLEVA; NACHEVA; BOEV, 2002) e até Alzheimer (BUFFA et al., 2007b). Também há estudos sobre somatotipos de indivíduos não atletas, mas fisicamente ativos (ALMEIDA et al., 2013), além de alguns que relacionam as estruturas corporais de crianças e adolescentes com as suas classes sócio-econômicas (ZSAKAI; BODZSAR, 2014). Além disso, foi estudado o impacto do somatotipo de homens nas atrações físicas de mulheres, baseado em *tracking* de olho (DIXSON et al., 2014).

Existem também trabalhos que extraem medições da cintura e regiões próximas de forma automática através de imagens para inferir qual modelo de roupa é mais adequado para o indivíduo ([KART et al., 2012](#)). Em relação a modelagem do corpo humano, [Lee, Park e Chongyang \(1991\)](#) utilizaram descritores de Fourier para caracterizar o formato corpóreo. Também existem estudos que modelam o corpo humano com o objetivo de reconhecimento de padrão de movimento através de imagens ([GREEN; GUAN, 2004a](#); [GREEN; GUAN, 2004b](#)), assumindo por exemplo modelos cilíndricos, quadráticos e elipsoidais ([HERBISON-EVANS; GREEN; BUTT, 1982](#)), ou utilizando Modelos Ocultos de Markov (*Hidden Markov Models*) ([YAMATO; OHYA; ISHII, 1992](#)). Estas e outras pesquisas reforçam a importância dos estudos nesta área.

1.1 Motivação

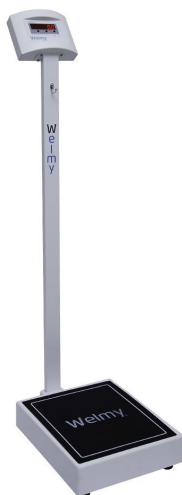
Apesar de o método de [Heath e Carter \(1967\)](#) ter melhorado a forma de estimar o somatotipo de um indivíduo quando comparado ao inicialmente proposto por [Sheldon, Stevens e Tucker \(1940\)](#), ele ainda apresenta algumas características indesejáveis. Primeiro, várias medições precisam ser realizadas diretamente no corpo do indivíduo e, para tal, o método requer um tempo para ser aplicado, além de profissionais treinados para a obtenção das medidas. Segundo, cinco equipamentos distintos — alguns dos quais não tão portáteis — são necessários para que todas as medições sejam obtidas: balança, estadiômetro, adipômetro, paquímetro e fita métrica (como pode ser observado na Figura 2). Terceiro, cada equipamento possui um grau de incerteza nas medições realizadas e, como eles são manuseados pelos profissionais, existe também possibilidade de erro humano. Quarto, após as medições serem tomadas, o somatotipo é obtido por expressões matemáticas que geralmente são realizadas com auxílio de um dispositivo eletrônico, devido às suas não trivialidades. Assim, muitas vezes este método já possui dependência do uso de dispositivos desta natureza.

Por outro lado, os equipamentos fotográficos evoluíram muito desde a época de [Sheldon, Stevens e Tucker \(1940\)](#), se tornando mais acessíveis, baratos, com maior qualidade e mais robusto a ruídos e a diferentes ambientes de iluminação. Ainda, também houve um grande avanço nas ferramentas computacionais e técnicas de inteligência artificial.

Além disso, já existem 50 anos que o método atual de obtenção do somatotipo, proposto por [Heath e Carter \(1967\)](#), é utilizado, em contraste aos 27 anos que diferiram a proposta inicial de [Sheldon, Stevens e Tucker \(1940\)](#) e seu aprimoramento em 1967. Destaca-se também que existe uma carência de estudos abordando o somatotipo na área das ciências exatas e não há conhecimento por parte do autor deste trabalho de outras pesquisas que tentam estimar somatotipo humano de maneira automática baseado em imagens, sendo esta uma outra motivação para este trabalho.

Figura 2 – Aparelhos antropométricos necessários para a obtenção do somatotipo pelo método de (HEATH; CARTER, 1967).

(a) Balança



(b) Adipômetro



(c) Estadiômetro



(d) Paquímetro



(e) Fita Métrica (Trena Antropométrica)



Fonte: (a) [Welmy \(2015\)](#); (b), (d), (e) [Cescorf \(2015\)](#); (c) [Avanutri \(2017\)](#)

1.2 Hipótese e Objetivos

A hipótese deste trabalho é a de que é possível de se obter o somatotipo de fisiculturistas a partir de medições tomadas em suas imagens corpóreas com a utilização de técnicas de processamento de imagem, regressão e aprendizado de máquinas.

Assim, este trabalho tem como objetivo testar a hipótese a partir do desenvolvimento de um sistema que seja capaz de inferir o somatotipo de fisiculturistas baseado em medições corpóreas extraídas de maneira automática de imagens digitais. Desta forma, o somatotipo poderá ser obtido de maneira mais rápida, sem a necessidade de equipamentos antropométricos e de manuseio humano dos mesmos. O escopo deste trabalho foi restrito apenas a fisiculturistas. A primeira razão é porque não há conhecimento da existência de qualquer base de dados que seja adequada a este trabalho e segundo, porque só houve viabilidade de coletar dados de fisiculturistas. Entende-se uma base de dados adequada a este trabalho como uma base com imagens de indivíduos, acompanhadas dos seus

respectivos somatotipos determinados por especialistas. Além disso, os indivíduos devem estar com grande parte do corpo exposta para que as medições possam ser realizadas e um mesmo indivíduo deve possuir imagens em diferentes posições.

Assim sendo, um dos objetivos específicos deste trabalho é levantar uma base de dados na qual seja possível basear-se para o desenvolvimento do sistema proposto. Com a ajuda da Federação Capixaba de Musculação Desportiva, filiada à Federação Internacional de Fisiculturismo (*International Federation of Bodybuilding* — IFBB) Brasil, foi possível obter imagens e somatotipos de indivíduos em campeonatos de fisiculturismo. Nestes campeonatos, é exigido que o fisiculturista tenha um formato de corpo específico para que este se adeque a cada uma de suas categorias, o que tornam suas silhuetas mais uniformes dentro de uma mesma categoria. Além disso, com a autorização da IFBB-ES as imagens dos competidores puderam ser utilizadas nesta pesquisa. Esta autorização pode ser vista no Apêndice [A](#) deste trabalho.

Outro objetivo deste trabalho é estudar quais medições possíveis de se extrair de imagens são mais relevantes para a estimativa do somatotipo humano. Por fim, o último objetivo específico deste trabalho é automatizar as medições antropométricas e detectar as mais pertinentes para a estimação do somatotipo usando técnicas de regressão e análise dos resultados obtidos.

1.3 Caracterização do Problema

O método de [Heath e Carter \(1967\)](#) utiliza, dentre outras, medições de dobras cutâneas e diâmetros ósseos para calcular o somatotipo, as quais infelizmente são de difícil obtenção em imagens. Sendo assim, não é possível obter as medições deste método nas imagens e utilizar suas expressões para se obter o somatotipo. Logo, devem ser investigadas quais são as medições mais relevantes e possíveis de se obter através de imagens para a estimativa do somatotipo.

Para realizar tal investigação, uma base de dados deve ser levantada. Esta base deve conter imagens de fisiculturistas em diferentes posições para que seja possível extrair a maior quantidade de medidas e em planos distintos. Os indivíduos devem estar vestindo roupas adequadas (preferencialmente roupa de banho) que permitam expor nas imagens as partes do corpo humano que serão medidas. Os fisiculturistas podem estar utilizando acessórios como relógios, pulseiras e brincos e podem estar com cabelo cobrindo parte de sua silhueta, nos casos de cabelos longos.

Além disso, uma equipe especializada em medições antropométricas deve estar presente na coleta dos dados com os equipamentos necessários para a obtenção das medições para o cálculo do somatotipo dos fisiculturistas através do método de [Heath e Carter \(1967\)](#).

Por fim, um algoritmo de segmentação deve ser capaz de identificar o indivíduo na imagem. Tal algoritmo deve ser robusto aos acessórios, ao posicionamento do cabelo, à cor arbitrária de sua roupa e a diferentes condições de iluminação em ambiente controlado.

Com o indivíduo segmentado, as medições mais relevantes devem ser extraídas e então utilizadas em um método de regressão para inferir seu somatotipo. É possível que certas medições sejam de difícil obtenção devido a oclusão parcial da silhueta do indivíduo, por causa de possíveis posicionamentos de partes de seu corpo.

Destaca-se também a dificuldade de referências acerca de tratamentos do problema proposto pois não há conhecimento de trabalhos que se propõem a estimar o somatotipo de indivíduos baseado em medições extraídas de maneira automática de imagens digitais.

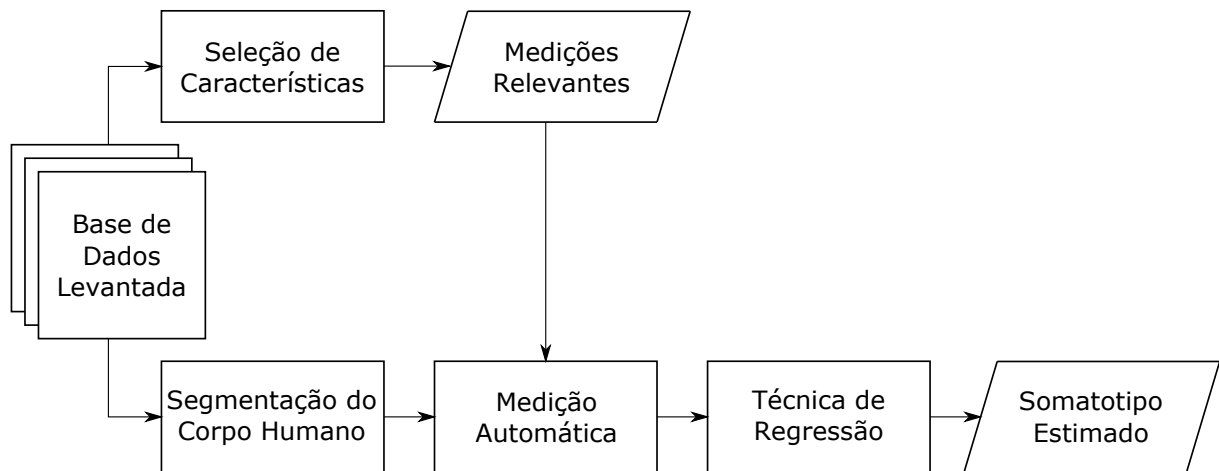
1.4 Método Proposto

É proposto um protocolo para aquisição das imagens dos fisiculturistas para a base de dados e, após levantada, o desenvolvimento do trabalho será realizado em duas etapas: uma *offline* e outra *online*.

Na parte *offline*, como este trabalho tem como objetivo estimar o somatotipo de fisiculturistas através de medições extraídas de forma automática de imagens digitais, ingenuamente uma solução para este problema seria desenvolver um algoritmo que tomasse as medições necessárias para o método de [Heath e Carter \(1967\)](#) das imagens e então obter o somatotipo através das equações propostas em tal método. No entanto, algumas destas medições — como dobras cutâneas e diâmetros ósseos — não são possíveis de ser obtidas em imagens facilmente. Portanto, deve-se inferir quais medições possíveis de se extrair de imagens são as mais relevantes para o cálculo do somatotipo e para isso, um conjunto de possíveis medições será proposto e uma combinação de técnicas selecionará as características mais pertinentes (bloco de “Seleção de Características” da Figura 3).

Após isto, na etapa *online*, uma técnica de segmentação seguida de processamentos morfológicos serão responsáveis por segmentar o fisiculturista na imagem (bloco de “Segmentação do Corpo Humano”). Com o indivíduo segmentado, é proposto um algoritmo para extrair as medições mais relevantes selecionadas anteriormente, as quais serão utilizadas para treinar e testar uma técnica de regressão que irá inferir o somatotipo do fisiculturista (blocos de “Medição Automática” e “Técnica de Regressão” do Figura 3).

Figura 3 – Diagrama de blocos da proposta de solução do problema.



Fonte: O próprio autor.

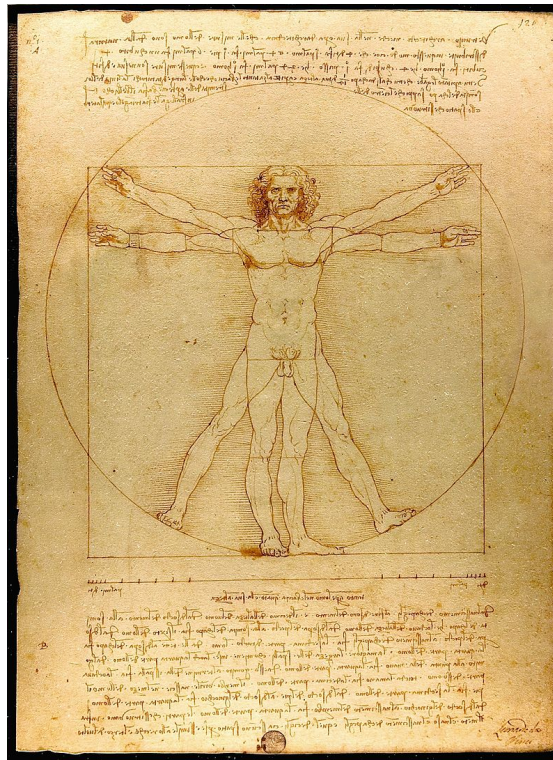
1.5 Estrutura da Dissertação

Este trabalho possui a seguinte estrutura. No Capítulo 2 é apresentado um embasamento teórico, mostrando um histórico e os procedimentos atuais para o cálculo do somatotipo. No Capítulo 3 é realizada uma breve descrição das técnicas de regressão, otimização, aprendizado de máquina e segmentação utilizadas nesse trabalho. No Capítulo 4 são discutidas as características das imagens dos fisiculturistas da base de dados e sua aquisição. No Capítulo 5 é explicada a seleção de características, concluindo as medições mais pertinentes e discutindo este resultado parcial. No Capítulo 6 são discutidos os procedimentos para segmentação das imagens da base de dados. No Capítulo 7 é mostrado o algoritmo de extração de medições de maneira automática dos indivíduos segmentados. O Capítulo 8 exibe e discute os resultados obtidos com as estimativas do somatotipo através destas medições. Finalmente, o Capítulo 9 consiste em uma conclusão e caminhos para trabalhos futuros.

2 Somatotipo

A história humana mostra como a sociedade tem buscado moldar o corpo humano e estabelecer relações de beleza e personalidade através de obras e expressões de arte e filosofia. Basta observar estátuas, esculturas e pinturas de antigos povos ou civilizações para confirmar que essa busca já ocorre há milênios. Alguns filósofos antigos tentaram explicar e entender como se estabelecem as proporções corpóreas, a exemplo de Galeno (Século II) ou Leonarda Da Vinci, em sua famosa obra “Homem Vitruviano” de 1490, que pode ser vista na Figura 4 (FILHO, 2003).

Figura 4 – Homem Vitruviano, obra de Leonardo da Vinci.



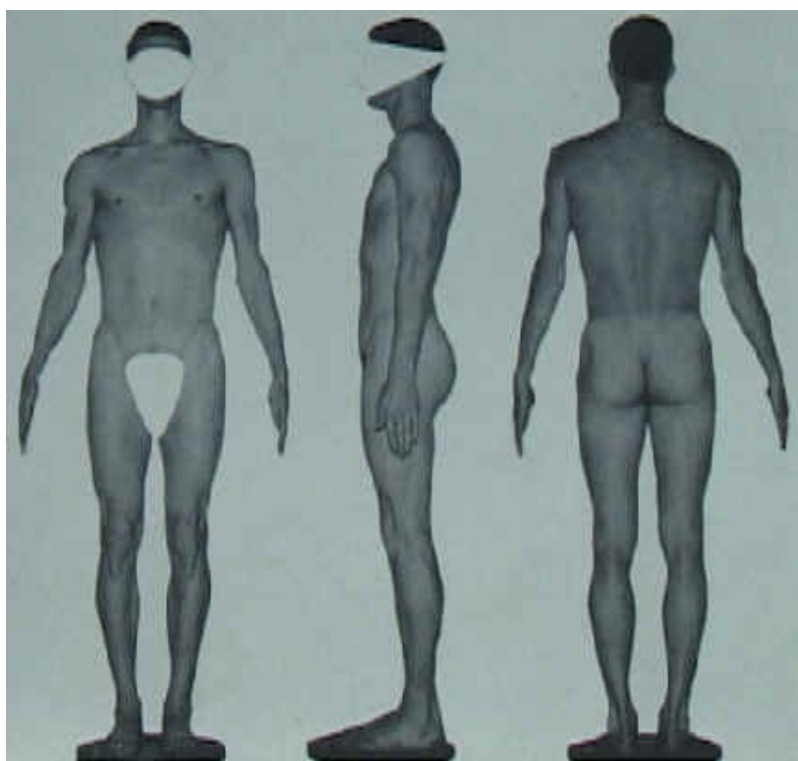
Fonte: Horlacher (2013).

Entretanto, estudos desta natureza só começaram a ser realizados com certo rigor científico em 1940 por Sheldon, Stevens e Tucker (1940). O próximo grande estudo, que aprimorou o método de Sheldon, Stevens e Tucker (1940), foi em 1967 por Heath e Carter (1967) (FILHO, 2003).

2.1 O Método de [Sheldon, Stevens e Tucker \(1940\)](#)

Foram [Sheldon, Stevens e Tucker \(1940\)](#) quem cunharam pela primeira vez o termo somatotipo, que se fundamentava em três folhetos embrionários: endomorfismo, mesomorfismo e ectomorfismo. Para estudar e conceituar o somatotipo, [Sheldon, Stevens e Tucker \(1940\)](#) utilizaram imagens de 4000 estudantes. Tais estudantes estavam nus e as fotografias eram tomadas em três posições diferentes: frontal, perfil e dorsal. Os indivíduos deveriam estar com a região palmar voltada para a coxa ([SHELDON; STEVENS; TUCKER, 1940](#)). Um exemplo de imagem tomada por [Sheldon, Stevens e Tucker \(1940\)](#) em seu estudo está representado na Figura 5.

Figura 5 – Exemplo de fotografia tomada por [Sheldon, Stevens e Tucker \(1940\)](#) em três posições.



Fonte: [Sheldon \(1954\)](#).

Os corpos dos indivíduos nas imagens eram então divididos em cinco regiões:

1. cabeça, pescoço e face.
2. tórax.
3. ombros, membros superiores e mão.
4. abdômen.
5. membros inferiores e pé.

As medições eram tomadas em todas as regiões e em cada posição (SHELDON; STEVENS; TUCKER, 1940).

Na primeira região, mede-se: largura facial superior-frontal (junção da borda superior da orelha com a pele facial), largura facial inferior-frontal (junção do lóbulo da orelha com a face) e larguras do pescoço frontal e perfil (SHELDON; STEVENS; TUCKER, 1940).

Mede-se na segunda região: largura superior do tronco-dorsal (distância entre os pontos visíveis mais elevados da axila), espessura tronco-perfil (diâmetro horizontal situado à meia distância entre o centro do mamilo e a projeção mais anterior da articulação externo-clavicular) e a largura transversa inferior do tronco-frontal e dorsal (menor diâmetro fotográfico da cintura) (SHELDON; STEVENS; TUCKER, 1940).

Na terceira região, são medidos: espessura superior do braço-perfil (diâmetro medido transversalmente ao maior eixo do braço), a espessura inferior do braço-perfil (diâmetro fotográfico do antebraço no ponto de maior volume abaixo do cotovelo) e espessura inferior do antebraço (aproximadamente na articulação metacarpo-falangeana do polegar) (SHELDON; STEVENS; TUCKER, 1940).

São medidos na quarta região: espessura do tronco-perfil (diâmetro fotográfico ântero-posterior horizontal no nível da menor largura da cintura), largura do tronco-perfil dorsal (maior largura da pélvis) e espessura do tronco-perfil (diâmetro horizontal tomado em nível imediatamente abaixo da sínfise pubiana) (SHELDON; STEVENS; TUCKER, 1940).

Finalmente, na quinta região são medidos: espessura superior da coxa-perfil (diâmetro fotográfico ântero-posterior da coxa, no nível do centro fotográfico formado pela projeção inferior da borda da prega glútea), espessura superior da perna-perfil (imediatamente por baixo da imagem do polo inferior da patela), espessura inferior da perna-dorsal (no nível do maior volume da panturrilha esquerda) e espessura inferior da perna-dorsal (medida na perna esquerda, no ponto mais estreito do tornozelo) (SHELDON; STEVENS; TUCKER, 1940).

Note que, Sheldon, Stevens e Tucker (1940) tomavam no total 16 medições nas fotografias.

Analisando as medições supracitadas tomadas nas fotografias, Sheldon, Stevens e Tucker (1940) cunharam o termo somatotipo composto pelos seus três folhetos embrionários:

- **Endomorfismo:** derivado do endoderma, caracterizado pelo órgãos digestivos;
- **Mesomorfismo:** derivado do mesoderma, manifestado pelos músculos, ossos e tecidos conjuntivos;

- **Ectomorfismo:** derivado do ectoderma, relacionado ao sistema nervoso central e cérebro.

Estudos vêm mostrando que, embora as proporções dessas três componentes possam mudar ao longo da vida, a componente predominante dificilmente é substituída por outra, sendo essa responsável por dar as características mais proeminentes das pessoas (FILHO, 2003).

Sheldon, Stevens e Tucker (1940) caracterizaram os indivíduos endomórficos com as seguintes características corpóreas: corpo arredondado e flácido; concentração de massa no centro do corpo; domínio do abdômen sobre o tórax e deste sobre os membros; pescoço curto e volumoso; ausência de relevos musculares e projeções ósseas pouco perceptíveis à palpação (SHELDON; STEVENS; TUCKER, 1940).

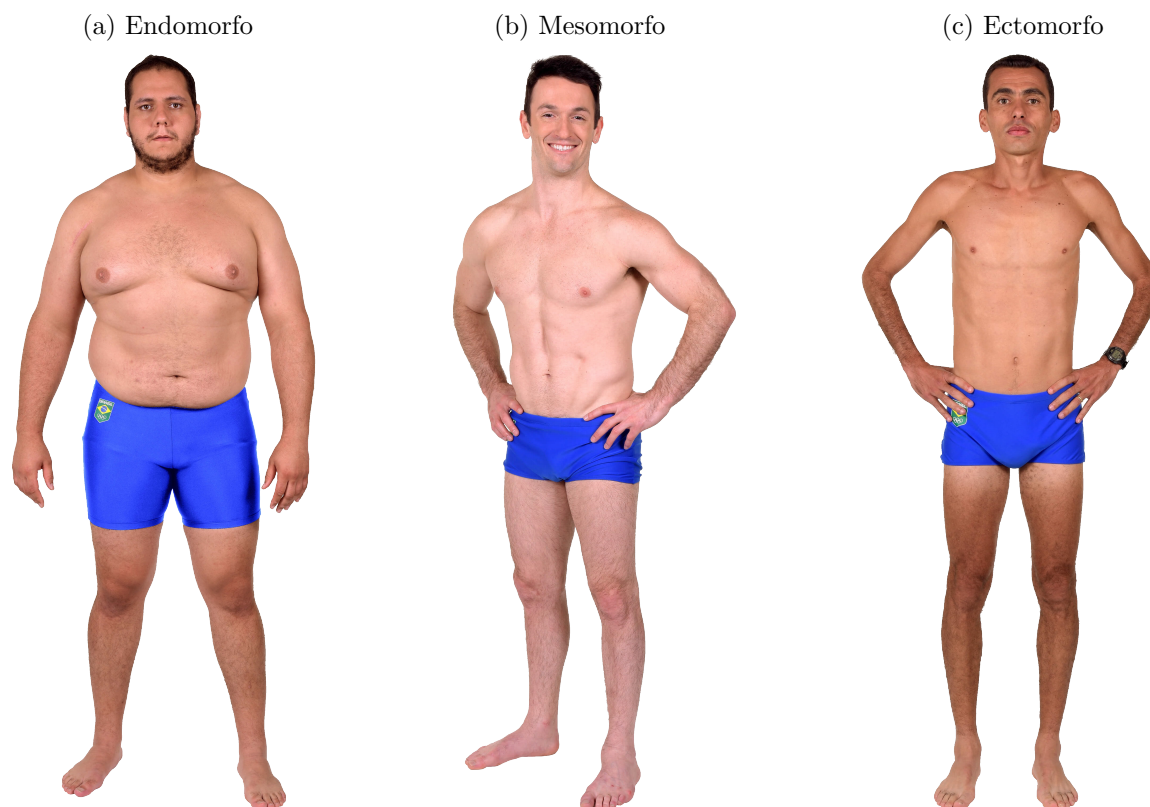
Algumas das características apresentadas por indivíduos com mesomorfismo predominante são: musculatura saliente, com músculos definidos, maciços e com fortes relevos musculares; ossos longos, salientes e fortes, com maiores diâmetros transversos; tronco grande e fortemente musculoso; membros musculosos em toda sua extensão; volume torácico dominando o abdominal, com tórax mais largo no ápice do que na base; pélvis forte, quadris largos; musculatura abdominal bem definida na vizinhança com as cristas ilíacas (SHELDON; STEVENS; TUCKER, 1940).

Finalmente, o ectomorfismo predominante caracteriza os indivíduos que possuem ossos pequenos e delicados; domínio da linearidade e aspecto de fragilidade; músculos fracos, delicados e finos; costelas proeminentes; membros superiores e inferiores longos e finos, o oposto do endomorfo; lábios delicados e finos (SHELDON; STEVENS; TUCKER, 1940).

Para aspectos visuais, a Figura 6 mostra três indivíduos, cada um com uma das três componentes do somatotipo predominante. Todos eles são competidores olímpicos brasileiros participantes das Olimpíadas em 2016 no Rio de Janeiro, Brasil. O competidor em 6a é Rafael Silva, medalhista de bronze do judô nesta olimpíada; em 6b está Diego Hypólito, medalhista de prata de ginástica artística no mesmo ano; por fim, Marilson dos Santos, maratonista olímpico, pode ser visto em 6c.

Sheldon, Stevens e Tucker (1940) foram os que iniciaram os estudos científicos com respeito ao somatotipo, entretanto sua técnica ainda encontrava uma série de restrições, dada a tecnologia da época. O uso de fotografias e a tomada das medidas antropométricas sobre elas tornava a técnica dispendiosa, demorada, necessitando de ambiente adequado e era grande a possibilidade de erro por parte de quem não estivesse altamente treinado (FILHO, 2003). Assim, em 1967 Heath e Carter (1967) propuseram um novo método de obtenção do somatotipo sem a necessidade de imagens, contornando as restrições do método de Sheldon, Stevens e Tucker (1940).

Figura 6 – Exemplos de indivíduos com componente do somatotipo predominante.



Fonte: [Cunha \(2016\)](#).

2.2 O Método de Heath-Carter

Para solucionar o problema do método de [Sheldon, Stevens e Tucker \(1940\)](#), de tomar as medições em imagens, frente à tecnologia da época, [Heath e Carter \(1967\)](#) propuseram um outro método, no qual as medições seriam realizadas diretamente no corpo do indivíduo e, ainda, equações bem definidas seriam utilizadas para inferir as componentes do somatotipo ([FILHO, 2003](#)). Este método, apesar de proposto há 50 anos, é ainda o utilizado atualmente.

2.2.1 Medições Corpóreas e Equipamentos Antropométricos

Para a realização do método de Heath-Carter, dez medições são necessárias para o cálculo do somatotipo: estatura em extensão máxima, massa corporal, dobra cutânea de tríceps, dobra cutânea supra espinhal, dobra cutânea subescapular, dobra cutânea panturrilha medial, diâmetro ósseo bi-epicondilar de úmero, diâmetro ósseo bi-epicondilar de fêmur, perímetro de braço flexionado em contração máxima e perímetro de panturrilha ([CARTER; HEATH, 1990](#)).

[Heath e Carter \(1967\)](#) recomendam que a estatura, medida do vértex ao solo, seja tomada o mais próximo possível da máxima, através de leve tração cervical ou inspiração

forçada. A dobra cutânea de tríceps é medida na face posterior, longitudinalmente no meio do braço. Já a dobra cutânea subescapular é tomada junto ao ângulo inferior da escápula, na direção da borda vertebral. A dobra cutânea supraespinhal é medida cerca de 5 a 8 centímetros acima da espinha ilíaca ântero-superior, acompanhando a borda superior da crista ilíaca, aproximadamente na linha axilar anterior (CARTER; HEATH, 1990).

O diâmetro de úmero deve ser medido no epicôndilo lateral ao medial, estando o cotovelo em flexão de 90°, com braço em 90° de flexão sobre o tronco e perpendicular a ele, num plano sagital. Para o diâmetro de fêmur, a medição deve ser feita do epicôndilo lateral ao medial, tomado com o indivíduo sentado, estando o joelho fletido em 90°, sem apoio dos pés. O perímetro do braço em contração máxima é o perímetro do braço forçado, e medido no ponto de maior perímetro com o braço fletido em 90° sobre o tórax e o antebraço em 90° sobre o braço. A medição de perímetro da panturrilha é dada no ponto de maior volume, estando o avaliado em pé, com os pés levemente afastados. A dobra cutânea de panturrilha medial deve ser tomada longitudinalmente no ponto em que se mede seu perímetro (CARTER; HEATH, 1990).

Para realizar as 10 medições necessárias do método de Heath-Carter são necessários cinco equipamentos diferentes: uma balança (para medir a massa corporal), um estadiômetro com cabeçal móvel (equipamento que mede a estatura), um adipômetro/plicômetro (para a medição das dobras cutâneas), um paquímetro pequeno (utilizado para medir os diâmetros ósseos) e uma fita métrica flexível de metal ou fibra de vidro (a qual mede os perímetros) (FILHO, 2003). Estes equipamentos podem ser vistos na Figura 2.

Naturalmente, os aparelhos antropométricos inserem erros de medição. A precisão das dobras cutâneas são de 0,5mm ou 0,1mm caso for usado plicômetro de Harpenden (FILHO, 2003). Para os diâmetros bi-epicondiliares a precisão é de 0,5mm, enquanto para a estatura e perímetros a precisão é de 1mm (FILHO, 2003).

Além disso, ainda há a possibilidade de erro humano na técnica além da variabilidade na forma de medição baseada na experiência e habilidade de cada especialista durante a tomada das medidas. É recomendável que o antropometrista realize todas as medições duas vezes e faça a média dos valores encontrados. Para indivíduos relativamente inexperientes, as medições deveriam ser tomadas três vezes e fazer a mediana dos resultados (CARTER, 2002). Isto diminui a interferência do erro humano, porém torna a técnica mais repetitiva e ainda mais demorada.

O Erro Técnico de Medição (*Technical Error of Measurement* — TEM) pode ser estimado para uma medida antropométrica pela Equação 2.1.

$$TEM = \sqrt{\frac{1}{2n} \sum_{k=1}^n d_k^2} \quad (2.1)$$

onde n é a quantidade de indivíduo em que um antropometrista deve medir duas vezes uma dada variável e d_k é a diferença das medições desta variável no k -ésimo indivíduos. (CAMERON, 1984; NORTON; OLDS, 1996).

Note que a unidade de TEM é a mesma unidade da variável analisada (neste caso, centímetros ou milímetros). Entretanto, o TEM pode ser convertido para porcentagem simplesmente o dividindo pela média de todas as medições tomadas (e multiplicando por 100%). Em geral, valores de TEM de até 0,5% são aceitáveis para a estatura. Para os perímetros e diâmetros ósseos, o TEM deve ser de até 1% e, para as dobras cutâneas, 5% de TEM ainda é aceitável (CARTER, 2002).

2.2.2 Cálculo do Somatotipo

A partir das medições tomadas, existem duas formas para calcular o somatotipo: inserir os dados em um formulário de classificação de somatotipo ou usar as equações derivadas do formulário (CARTER, 2002). O primeiro método é menos preciso e sujeito a erros grosseiros, pois é necessário escolher valores numéricos em uma tabela, não sendo sempre possível usar os valores diretamente medidos. Porém, quando não há um computador disponível, este é um método mais rápido e menos difícil do que usar o método das equações (TÓTH et al., 2014). Assim, para fins científicos é preferível o uso das equações, o método utilizado neste trabalho para cálculo do somatotipo.

As expressões matemáticas que definem as componentes de endomorfismo (Endo), mesomorfismo (Meso) e ectomorfismo (Ecto) são dadas pelas Equações 2.2 a 2.4.

$$Endo = -0,7182 + 0,1451XC - 0,00068XC^2 + 0,0000014XC^3 \quad (2.2)$$

$$Meso = 0,858DU + 0,601DF + 0,188PcB + 0,161PcP - 0,131H + 4,5 \quad (2.3)$$

$$Ecto = \begin{cases} 0,1 & , \text{ se } IP \leq 38,25 \\ 0,463IP - 17,63 & , \text{ se } 38,25 < IP \leq 40,75 \\ 0,732IP - 28,58 & , \text{ se } 40,75 < IP \end{cases} \quad (2.4)$$

onde as Equações 2.5 a 2.8 são expressões auxiliares utilizadas.

$$XC = \frac{170,18}{H}(TR + SB + SE) \quad (2.5)$$

$$IP = \frac{H}{\sqrt[3]{M}} \quad (2.6)$$

$$PcB = PB - TR \quad (2.7)$$

$$PcP = PP - PA \quad (2.8)$$

onde H é a estatura em extensão máxima; M , a massa corporal; TR , a dobra cutânea de tríceps; SE , a dobra cutânea supra espinhal; SB , a dobra cutânea subescapular; PA , a dobra cutânea panturrilha medial; DU , o diâmetro ósseo bi-epicondilar de úmero; DF , o diâmetro ósseo bi-epicondilar de fêmur; PB , o perímetro de braço flexionado em contração máxima; e finalmente PP é o perímetro de panturrilha. Estas são as 10 medições necessárias de se tomar diretamente no corpo do indivíduo para a obtenção do somatotipo pelo método de [Heath e Carter \(1967\)](#), citadas anteriormente na Seção 2.2.1.

Desta forma, o somatotipo de um indivíduo é representado pela tripla ordenada com os valores de Endo - Meso - Ecto correspondentes. As componentes devem ser arredondadas para múltiplos de 0,1 ou 0,5 a depender da aplicação ([CARTER, 2002](#)). Se alguma componente resultante das equações for zero ou negativa, o valor de 0,1 é associado àquela componente, porque por definição as componentes devem ser positivas ([CARTER, 2002](#)). Entretanto, valores menores que 1 são extremamente raros de serem observados para o endomorfismo e o mesomorfismo ([CARTER, 2002](#)). Componentes com valores de 0,5 a 2,5 são considerados baixos, 3 a 5 são considerados moderados, de 5,5 a 7 são altos e acima de 7,5 são extremos ([CARTER; HEATH, 1990; TÓTH et al., 2014](#)). A forma de representação de arredondamento para metade de uma unidade é comumente utilizada por simplicidade de comunicação e de resumo de resultados ([CARTER, 2002](#)).

É importante ressaltar que nem todas as combinações dos valores de somatotipos são biologicamente possíveis ([CARTER, 2002](#)). Por exemplo, os somatotipos 2-2-2 ou 7-8-7 são impossíveis ([CARTER, 2002](#)). Geralmente, somatotipos são altos em endomorfia e/ou mesomorfia se, e somente se, são baixos em ectomorfia ([CARTER, 2002](#)).

2.3 Somatocarta

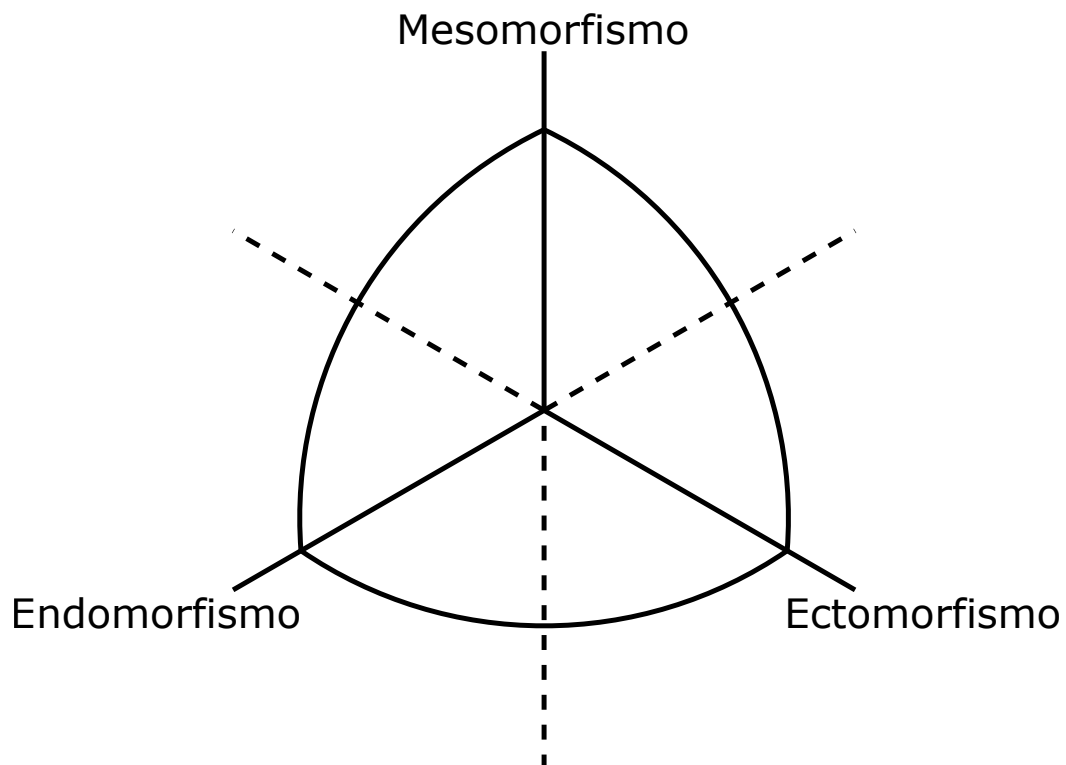
É possível relacionar um dado somatotipo com um ponto do \mathbb{R}^3 cujas coordenadas são as componentes do somatotipo. Entretanto, uma forma de o representar graficamente é através da somatocarta. A somatocarta é um espaço bidimensional onde localizam-se os somatopontos: pontos correspondentes aos somatotipos. As duas coordenadas dos somatopontos (X e Y) são determinadas a partir das três componentes pelas Equações 2.9 e 2.10 (CARTER; HEATH, 1990).

$$X = Ecto - Endo \quad (2.9)$$

$$Y = 2Meso - (Endo + Ecto) \quad (2.10)$$

Note que a mudança do espaço tridimensional do somatotipo para a somatocarta está associada a uma projeção linear ortogonal. A somatocarta pode ser vista na Figura 7.

Figura 7 – Somatocarta.



Fonte: Adaptado de Carter e Heath (1990).

O encontro dos eixos da somatocarta localiza todos os indivíduos com somatotipo com as três componentes de mesmo valor. Entretanto o somatotipo com tal característica biologicamente mais comum de ser observado é o 4-4-4, sendo normalmente esta a tripla referenciada para a origem da somatocarta. A região aproximadamente circular em volta

dos eixos da somatocarta representa a localização dos somatotipos biologicamente mais comuns de ser observados.

A partir de uma amostra de somatotipos de n indivíduos, algumas métricas são comuns de ser levantadas para estudos. O somatotipo médio (S) pode ser obtido pela média de todos os somatotipos das amostras (S_k), como mostrado na Equação 2.11 (CARTER, 2002).

$$S = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n S_k \quad (2.11)$$

Outra métrica comumente utilizada é a Distância Posicional do Somatotipo (*Somatotype Attitudinal Distance* — SAD), que é a distância euclidiana entre dois somatotipos A e B . Esta métrica é comumente utilizada quando um indivíduo apresenta um dado somatotipo (A) mas deseja, por exercícios físicos e alimentação regulada, atingir um outro somatotipo (B). A Equação 2.12 mostra como obter o SAD entre os somatotipos A e B (CARTER, 2002).

$$SAD_{A,B} = \sqrt{(Endo_A - Endo_B)^2 + (Meso_A - Meso_B)^2 + (Ecto_A - Ecto_B)^2} \quad (2.12)$$

Um outro exemplo de métrica utilizada é a Média Posicional do Somatotipo (*Somatotype Attitudinal Mean* — SAM), que mede a distância média de somatotipos de uma população de n indivíduos ao somatotipo médio (S) da população, como pode ser visto na Equação 2.13 (CARTER, 2002). Esta métrica mostra o quanto os somatotipos se dispersam em relação ao somatotipo médio da população (CARTER, 2002).

$$SAM = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n SAD_{S_k, S} \quad (2.13)$$

Por fim, pode-se citar a Variância Posicional do Somatotipo (*Somatotype Attitudinal Variance* — SAV), que é a variância estatística dos somatotipos, dada pela Equação 2.14 (CARTER, 2002).

$$SAV = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n SAD_{S_k, S}^2 \quad (2.14)$$

2.4 Classificação do Somatotipo

Somatotipos com relações similares entre as componentes dominantes são agrupados em categorias para refletir essas relações. Somatotipos plotados em regiões similares na somatocarta são rotulados na mesma classe (CARTER, 2002). Existem três maneiras distintas de categorizar o somatotipo, sendo estas maneiras mais refinadas ou mais grosseiras.

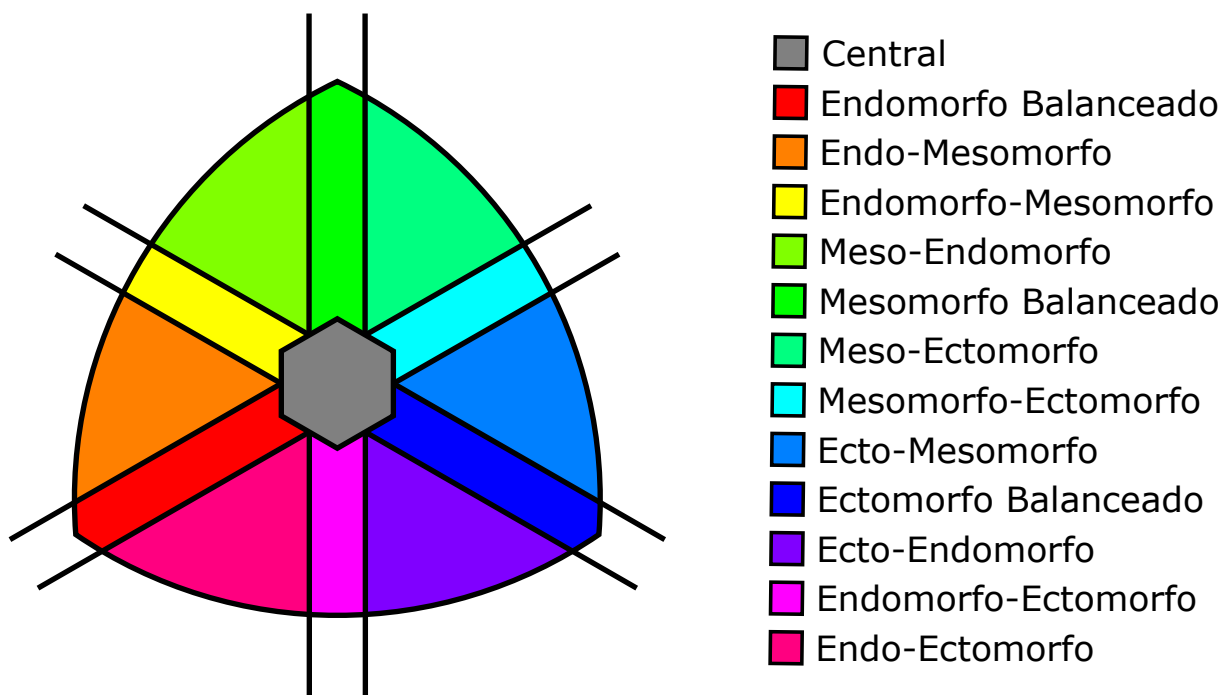
Define-se inicialmente 13 categorias (classes) baseadas em áreas distintas da somatocarta (CARTER; HEATH, 1990). São elas:

- **Central:** Nenhuma componente difere mais que 1 unidade das outras — Exemplo: 4-4-3.
- **Endomorfo Balanceado:** Endomorfismo domina as outras componentes (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e as outras duas componentes estão próximas (não diferem mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 5-3-3.
- **Mesomorfo Balanceado:** Mesomorfismo domina as outras componentes (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e as outras duas componentes estão próximas (não diferem mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 3-5-3.
- **Ectomorfo Balanceado:** Ectomorfismo domina as outras componentes (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e as outras duas componentes estão próximas (não diferem mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 3-3-5.
- **Endomorfo-Mesomorfo:** Endomorfismo e Mesomorfismo dominam o Ectomorfismo (diferem em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e estão próximos um do outro (não diferem mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 5-5-1.
- **Endomorfo-Ectomorfo:** Endomorfismo e Ectomorfismo dominam o Mesomorfismo (diferem em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e estão próximos um do outro (não diferem mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 5-1-5.
- **Mesomorfo-Ectomorfo:** Mesomorfismo e Ectomorfismo dominam o Endomorfismo (diferem em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e estão próximos um do outro (não diferem mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 1-5-5.
- **Endo-Mesomorfo:** Endomorfismo domina as outras componentes (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e Mesomorfismo domina o Ectomorfismo (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 6-4-1.
- **Endo-Ectomorfo:** Endomorfismo domina as outras componentes (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e Ectomorfismo domina o Mesomorfismo (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 6-1-4.

- **Meso-Endomorfo:** Mesomorfismo domina as outras componentes (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e Endomorfismo domina o Ectomorfismo (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 4-6-1.
- **Meso-Ectomorfo:** Mesomorfismo domina as outras componentes (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e Ectomorfismo domina o Endomorfismo (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 1-6-4.
- **Ecto-Endomorfo:** Ectomorfismo domina as outras componentes (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e Endomorfismo domina o Mesomorfismo (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 4-1-6.
- **Ecto-Mesomorfo:** Ectomorfismo domina as outras componentes (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e Mesomorfismo domina o Endomorfismo (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 1-4-6.

A Figura 8 mostra a região onde cada uma dessas 13 classes se localiza.

Figura 8 – Somatocarta dividida em 13 classes.



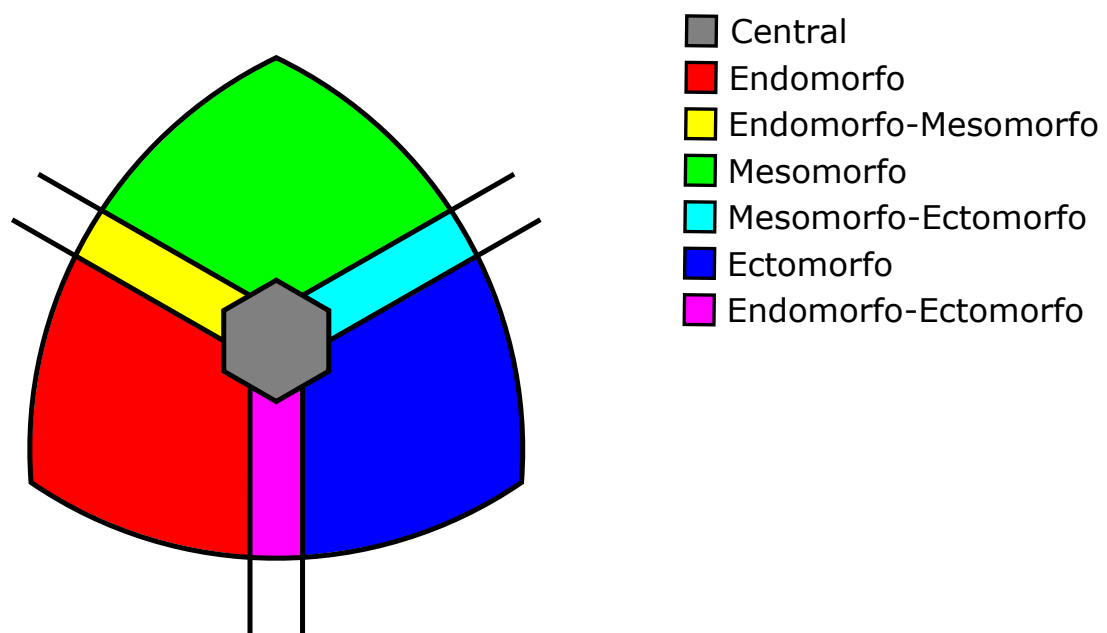
Fonte: Adaptado de [Carter e Heath \(1990\)](#).

A segunda maneira de categorizar o somatotipo é menos refinada que a primeira, dividindo a somatocarta nas seguintes 7 classes:

- **Central:** Nenhuma componente difere mais que 1 unidade das outras — Exemplo: 4-3-4.
- **Endomorfo:** Endomorfismo domina as outras componentes (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 5-3-3.
- **Mesomorfo:** Mesomorfismo domina as outras componentes (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 3-5-3.
- **Ectomorfo:** Ectomorfismo domina as outras componentes (difere em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 3-3-5.
- **Endomorfo-Mesomorfo:** Endomorfismo e Mesomorfismo dominam o Ectomorfismo (diferem em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e estão próximos um do outro (não diferem mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 5-5-1.
- **Endomorfo-Ectomorfo:** Endomorfismo e Ectomorfismo dominam o Mesomorfismo (diferem em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e estão próximos um do outro (não diferem mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 5-1-5.
- **Mesomorfo-Ectomorfo:** Mesomorfismo e Ectomorfismo dominam o Endomorfismo (diferem em mais que $\frac{1}{2}$ unidade) e estão próximos um do outro (não diferem mais que $\frac{1}{2}$ unidade) — Exemplo: 1-5-5.

A Figura 9 mostra a região onde cada uma dessas 7 classes se localiza.

Figura 9 – Somatocarta dividida em 7 classes.



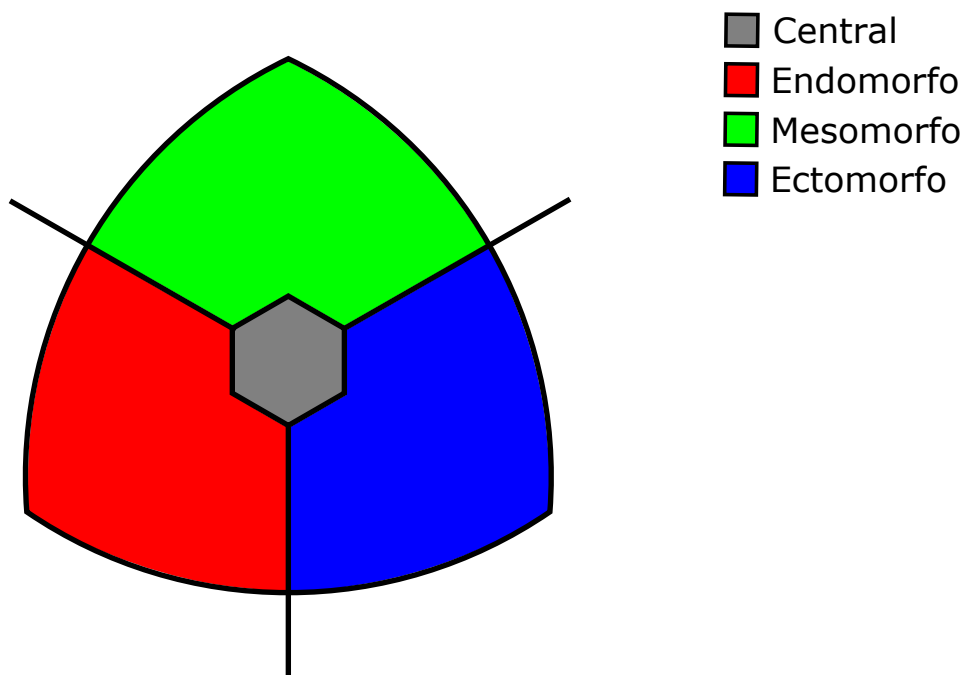
Fonte: Adaptado de [Carter e Heath \(1990\)](#).

Por fim, o somatotipo pode ser categorizado, de maneira mais grosseira, em apenas 4 classes:

- **Central:** Nenhuma componente difere mais que 1 unidade das outras — Exemplo: 3-4-4.
- **Endomorfo:** Endomorfismo domina as outras componentes — Exemplo: 5-3-3.
- **Mesomorfo:** Mesomorfismo domina as outras componentes — Exemplo: 3-5-3.
- **Ectomorfo:** Ectomorfismo domina as outras componentes — Exemplo: 3-3-5.

A Figura 10 mostra a região onde cada uma dessas 4 classes se localiza na somatocarta.

Figura 10 – Somatocarta dividida em 4 classes.



Fonte: Adaptado de [Carter e Heath \(1990\)](#).

2.5 Considerações Finais do Capítulo

Neste capítulo foi abordado o histórico do somatotipo, explicando seu surgimento com [Sheldon, Stevens e Tucker \(1940\)](#) e seu aprimoramento 27 anos depois por [Heath e Carter \(1967\)](#). Este último método, mesmo proposto há 50 anos, é utilizado até os dias de hoje. Apesar de o método de [Heath e Carter \(1967\)](#) ter solucionado as limitações existentes no método de [Sheldon, Stevens e Tucker \(1940\)](#) frente à tecnologia da época,

atualmente essa técnica se mostra dispendiosa, além de necessitar de diversos equipamentos e profissionais altamente treinados para coleta das medições antropométricas necessárias.

A própria [Carter \(2002\)](#) cita em trabalho posterior que mesmo que alguém não seja qualificado em estipular somatotipos pode perceber a correspondência entre o somatotipo antropométrico e o que se vê em uma fotografia de um indivíduo. Isto é, a fotografia providencia uma imagem visual do que somatotipos particulares se parecem ([CARTER, 2002](#)). O somatotipo pela fotografia iria requerer poses frontais, laterais e dorsais do indivíduo e, além disto, o indivíduo deveria vestir a mínima quantidade de vestimentas, como roupas de banho ou shorts de corrida ([CARTER, 2002](#)).

Sendo assim, este trabalho propõe um protocolo de aquisição de imagens de indivíduos e uma maneira de se obter o somatotipo dos mesmos através de suas imagens.

3 Técnicas e Métricas

Neste capítulo será realizada uma breve revisão das técnicas de otimização, regressão, aprendizado de máquinas, segmentação e processamento de imagens utilizadas ao longo de todo este trabalho. São elas:

- Algoritmo Genético (*Genetic Algorithm* — GA);
- Otimização Multiobjetivo;
- Regressão Ingênua (RI);
- Perceptron Multi Camada (*Multi-Layer Perceptron* — MLP);
- *General Regression Neural Network* (GRNN);
- Árvore de Regressão (AR);
- *Leave-One-Out*;
- Análise de Componentes Principais (*Principal Component Analysis* — PCA);
- *Statistical Region Merging* (SRM);
- Cadeia de Freeman.

Além disso, também serão mostradas as métricas consideradas neste trabalho e suas obtenções e interpretações.

3.1 Algoritmo Genético (GA)

Ao longo de milhões de anos as espécies habitantes da Terra foram se modificando através do processo de evolução. Neste processo, os seres vivos passaram por mudanças, tanto físicas quanto comportamentais, para se adaptarem, sobreviverem e perpetuarem sua espécie através de novas gerações diante de condições ambientais adversas ([AUSTIN, 1990](#)).

Darwin foi o primeiro a explicar o processo de evolução e adaptação das espécies por seleção natural por meio de mecanismos como capacidade de sobrevivência (como adaptabilidade ao meio ambiente, vigor e competição entre outros seres) e capacidade de reprodução (como tamanho da prole e tempo de gestação) ([DUKKIPATI; MURTY, 2002](#)).

Inspirada na teoria de Darwin de evolução e adaptação por seleção natural, foi desenvolvida uma família de métodos estocásticos empregados para otimização conhecida como Algoritmos Evolucionários. Estes algoritmos trabalham com uma população de indivíduos (que representam soluções de um problema) aplicando princípios de sobrevivência e seleção natural para assim produzir indivíduos melhor adaptados (soluções melhores do problema). A cada nova geração, uma nova população é gerada na qual um processo de evolução guia os indivíduos para uma adaptação melhor ao problema (PLAGIANAKOS; MAGOULAS; VRAHATIS, 2001).

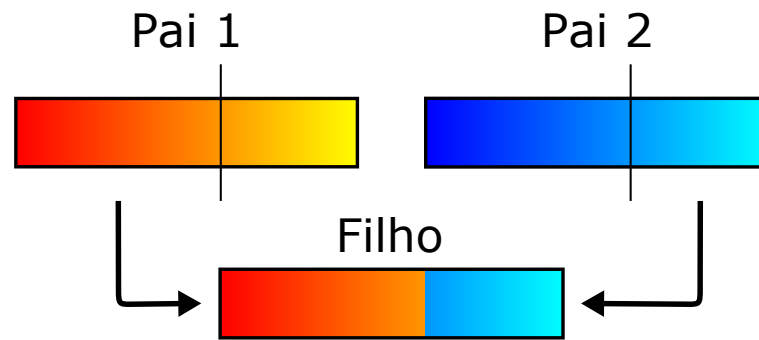
Um dos algoritmos mais difundidos da família dos Algoritmos Evolucionários é o Algoritmo Genético (GA). Apresentado inicialmente por Holland (1962), o GA utiliza operadores de seleção, cruzamento e mutação para buscar indivíduos mais bem adaptados a cada geração. O GA é comumente utilizado: quando o problema de otimização possui um número de soluções possíveis grande o suficiente para tornar inviável o método de força bruta (teste de todas as possíveis soluções); e/ou quando o problema não atende às hipóteses de teoremas que garantem a solução ótima de forma matematicamente fechada ou através de um método com demonstração de convergência para a solução ótima.

O uso do GA requer principalmente a especificação de seis procedimentos (HOUCK; JOINES; KAY, 1995):

1. **Representação da Solução:** É necessário definir como cada solução do problema será representada, isto é, definir o que será o indivíduo, o qual deve ser compatível com o problema a ser tratado.
2. **Inicialização:** É necessário definir uma população inicial para que o GA comece a aplicar seus operadores para evoluí-la para as próximas gerações. O método mais comumente utilizado é a geração aleatória através de uma distribuição uniforme.
3. **Função Objetivo (FO):** A FO é a responsável por avaliar os indivíduos. É através dela que se torna possível quantificar a *fitness* de um indivíduo, isto é, o quanto este está adaptado (o quão melhor ou pior é uma solução para o problema em particular).
4. **Operador de Seleção:** Após a avaliação de todos os indivíduos da população, eles passam por um processo de seleção para formar uma nova população. Indivíduos com melhores desempenhos têm maiores chances de serem escolhidos.
5. **Operadores Genéticos:** São os operadores genéticos que garantem o mecanismo de busca do GA, eles são aplicados sobre os indivíduos selecionados para gerar novas soluções:

- **Cruzamento:** Este operador tem a finalidade de recombinar partes de diferentes indivíduos (pais) para gerar um novo indivíduo (filho), isto é, uma nova solução. A Figura 11 mostra um exemplo de cruzamento;

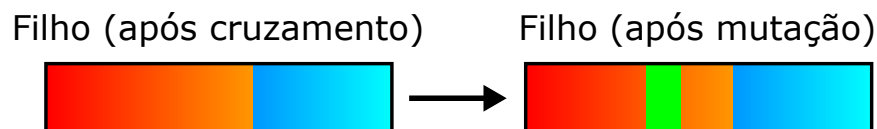
Figura 11 – Exemplo de cruzamento. O filho é gerado pela combinação de diferentes partes de seus pais, indivíduos da geração anterior.



Fonte: O próprio autor.

- **Mutação:** A mutação é um operador que altera aleatoriamente uma parte de algum indivíduo, geralmente com uma probabilidade baixa de ocorrência. A Figura 12 mostra um exemplo de mutação.

Figura 12 – Exemplo de mutação. O novo indivíduo gerado tem pelo menos uma parte sua alterada.



Fonte: O próprio autor.

6. **Critério de Parada:** O GA continuará operando sobre a população atual até que um critério de parada seja satisfeito. Um dos critérios comumente utilizados é o número máximo de gerações.

O GA tem sido uma técnica robusta de otimização aplicada em problemas de complexidade relativamente alta (normalmente não lineares, não convexos, em otimização combinatória ou sem solução fechada em geral).

3.2 Otimização Multiobjetivo

Uma técnica de otimização qualquer pode ser implementada para buscar soluções em problemas de otimização multiobjetivo, isto é, problemas em que se deseja maximizar ou minimizar múltiplas funções ao mesmo tempo. O resultado de uma otimização de objetivo único é uma única solução encontrada pelo algoritmo que minimiza (ou maximiza) uma função objetivo. Entretanto, para o caso multiobjetivo a escolha de uma solução ótima é uma tarefa ligeiramente mais complicada.

Diz-se que uma dada solução x_1 de uma otimização multiobjetivo domina uma outra dada solução x_2 quando x_1 é “melhor” que x_2 do ponto de vista de todas as funções objetivo ao mesmo tempo. Isto é, para o caso por exemplo de minimização de n funções objetivo f_1, f_2, \dots, f_n , diz-se que x_1 domina x_2 se, e somente se, $f_i(x_1) \leq f_i(x_2), \forall i \in \{1, \dots, n\}$.

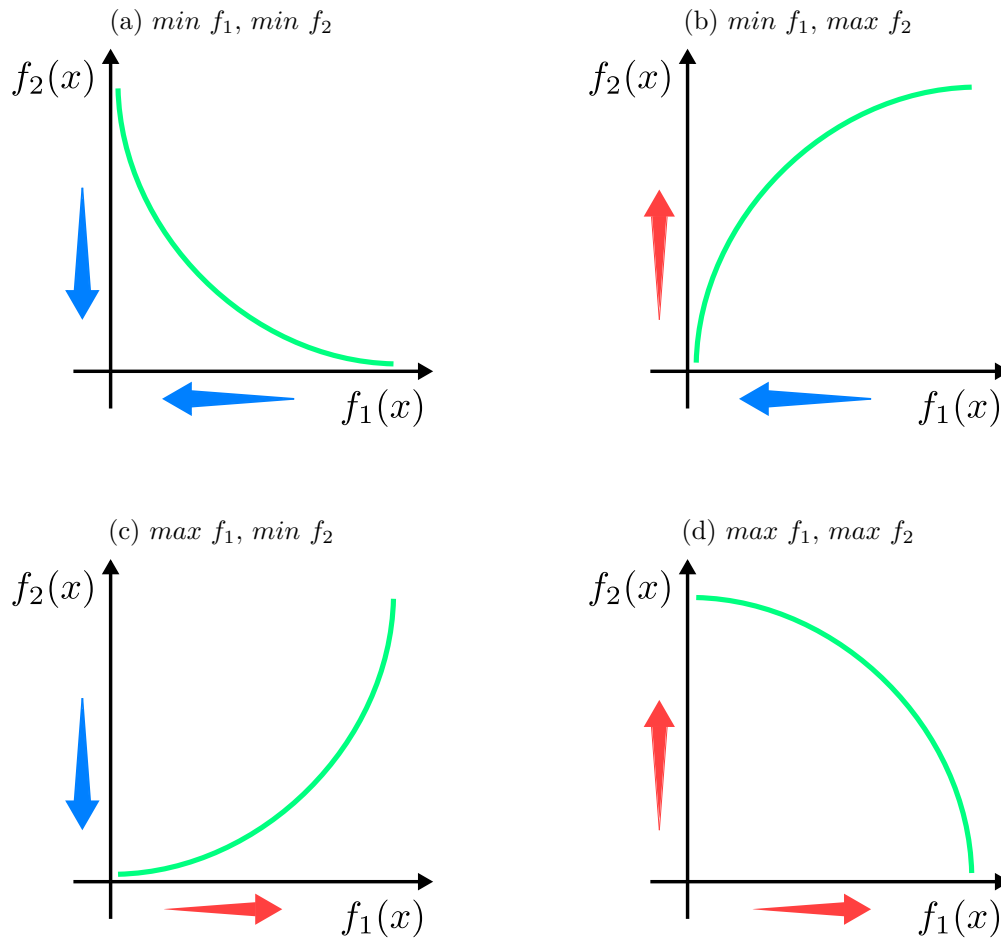
Entretanto, é possível que existam soluções x_1 e x_2 tais que x_1 não domina x_2 e x_2 não domina x_1 . Basta que estas duas soluções sejam “enxergadas” como “melhor” por duas funções objetivo diferentes. Por exemplo, para a minimização de duas funções f_1, f_2 , se $f_1(x_1) < f_1(x_2)$ mas $f_2(x_2) < f_2(x_1)$, então nenhuma solução domina a outra. Neste caso, diz-se que x_1 e x_2 são soluções não comparáveis.

O conjunto das soluções não comparáveis que dominam todas as outras soluções encontradas pelo algoritmo é chamado de fronteira de Pareto. Observe, portanto, que o resultado de uma otimização multiobjetivo é um conjunto de soluções, em contraste com uma única solução retornada em uma otimização de objetivo único.

Por exemplo, suponha que um algoritmo de otimização busca uma configuração de parâmetros com complexidade mínima (segundo alguma métrica) e que também minimize os erros obtidos com estes parâmetros. Se uma configuração p_1 possui complexidade 2 e erro 0,5 e uma outra configuração p_2 possui 3 de complexidade e provoca 0,7 de erro, então a solução p_1 domina p_2 e desta forma esta última é descartada pois p_1 é “melhor” que ela em todos os sentidos (menos complexa e erra menos). Agora, se o algoritmo encontrar uma terceira configuração p_3 cuja complexidade é 5 e causa um erro de 0,1, então p_1 e p_3 são não comparáveis (a mais complexa erra menos e vice-versa) e portanto nenhuma das duas será descartada, isto é, ambas irão compor a fronteira de Pareto desta otimização multiobjetivo.

Comumente, a curva formada pelas fronteiras de Pareto para problemas de otimização com duas funções objetivo f_1, f_2 são como mostradas na Figura 13.

Figura 13 – Curvas comumente formadas pela fronteira de Pareto para otimização de duas funções objetivo.



Fonte: o próprio autor.

3.3 Regressão Ingênua (RI)

A RI é uma técnica ingênua de regressão que utiliza a média dos alvos da base de treinamento para inferir a saída de cada um dos dados da base de teste. Ela é um caso particular de regressão linear em que a reta estimada possui coeficiente angular nulo (e coeficiente linear igual à média dos alvos da base).

Em outras palavras, a RI busca fazer uma regressão dos dados através de funções constantes. Esta é uma técnica simples e pouco robusta, porém foi escolhida para efeitos de comparação com as outras técnicas. Espera-se que esta apresente resultado inferior em relação às demais técnicas de regressão.

3.4 Rede Neural Artificial (RNA)

O ser humano é a espécie mais inteligente entre todos os seres vivos existentes na Terra, sendo capaz de raciocinar, aprender, interpretar, deduzir entre outras diversas atividades intelectuais. O cérebro é o órgão responsável por todas estas tarefas e ele é composto por bilhões de células, conhecidas como neurônios, as quais são as menores unidades de processamento do cérebro. O cérebro possui uma estrutura que permite que cada neurônio possa estar conectada a vários outros neurônios, permitindo assim troca de informação entre eles (RUTECKI, 1992).

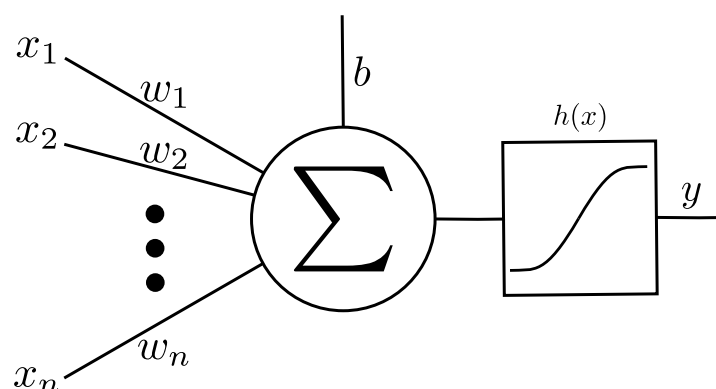
Baseado no neurônio biológico e no conhecimento da estrutura de suas interligações, um novo campo da ciência surgiu com o objetivo de tentar reproduzir as habilidades do cérebro humano. Este campo ficou conhecido neurociências, e ele engloba conhecimentos das áreas de medicina e psicologia com os das engenharias, física e matemática. As Redes Neurais Artificiais (RNA) são um subproduto dessa interação e o seu marco inicial foi realizado por McCulloch e Pitts (1943) ao descreverem o funcionamento de um neurônio artificial que, assim como o neurônio biológico, é a unidade básica de processamento das RNA. Outra semelhança com o neurônio biológico é o fato de o neurônio artificial possuir várias entradas de sinais (que podem ser provenientes de outros neurônios), processar as informações recebidas e retornarem uma saída que também pode ser transmitida para outros neurônios (BISHOP, 2005).

A forma como os neurônios artificiais estão interligados é definida pela arquitetura da RNA. As subseções 3.4.1 e 3.4.2 mostram duas das possíveis arquiteturas das RNA, que serão utilizadas neste trabalho.

3.4.1 Perceptron Multi Camada (MLP)

A unidade básica de processamento da rede MLP é o perceptron. Seu modelo matemático pode ser visto na Figura 14.

Figura 14 – Modelo matemático do Perceptron.



Fonte: O próprio autor.

onde x_1, x_2, \dots, x_n são n sinais de entrada, w_1, w_2, \dots, w_n são os pesos existentes nas conexões de entrada do perceptron, b é o viés (*bias*), $h(x)$ é função de ativação e y é o sinal de saída.

O processamento dos sinais ocorre da seguinte forma. Cada sinal de entrada tem seu valor multiplicado pelo peso correspondente (de mesmo índice) e o perceptron soma todos esses produtos com o *bias*. Esta soma é então utilizada de argumento para uma função de ativação h , que pode ser por exemplo uma tansig, logsig ou linear. Todo este processamento está representado pela Equação 3.1.

$$y = h \left(b + \sum_{i=1}^n x_i w_i \right) \quad (3.1)$$

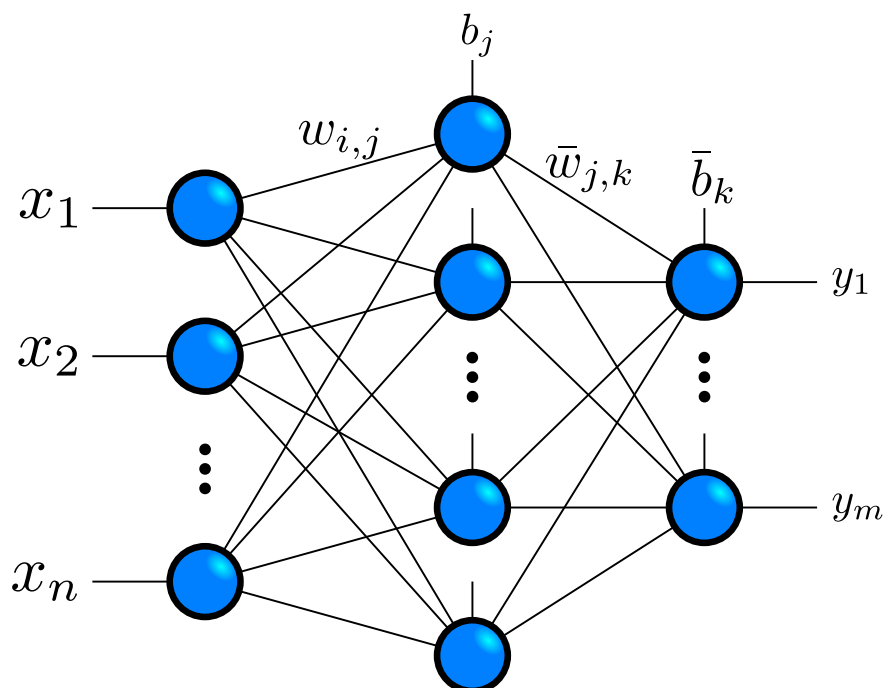
a qual também pode ser escrita de forma matricial (Equação) 3.2.

$$y = h(b + \mathbf{x}^T \mathbf{w}) \quad (3.2)$$

onde $\mathbf{x} = [x_1 x_2 \dots x_n]^T$ e $\mathbf{w} = [w_1 w_2 \dots w_n]^T$.

A arquitetura da rede MLP é dada pela disposição dos perceptrons em camadas, nas quais a alimentação dos sinais ocorre das camadas anteriores para as posteriores (alimentação adiante — *feedforward*). A Figura 15 mostra uma rede MLP com uma camada de entrada, uma camada oculta e uma camada de saída.

Figura 15 – Arquitetura do MLP.



Fonte: O próprio autor.

Neste contexto, $\mathbf{x} = [x_i]_{i \in \{1, \dots, n\}}^T$ são n sinais de entrada, $\mathbf{W} = [w_{i,j}]_{i \in \{1, \dots, n\}, j \in \{1, \dots, \tilde{n}\}}$ é a matriz dos pesos das conexões dos n neurônios da camada de entrada com os \tilde{n} neurônios da camada oculta, $\mathbf{b} = [b_j]_{j \in \{1, \dots, \tilde{n}\}}^T$ são os *bias* dos \tilde{n} neurônios da camada oculta, $\overline{\mathbf{W}} = [\bar{w}_{j,k}]_{j \in \{1, \dots, \tilde{n}\}, k \in \{1, \dots, m\}}$ é a matriz dos pesos das conexões dos \tilde{n} neurônios da camada oculta com os m neurônios da camada de saída, $\bar{\mathbf{b}} = [\bar{b}_k]_{k \in \{1, \dots, m\}}$ são os *bias* dos m neurônios da camada de saída e $\mathbf{y} = [y_k]_{k \in \{1, \dots, m\}}$ são os m sinais de saída da RNA.

Se h_1 e h_2 são respectivamente as funções de ativação dos neurônios da camada oculta e de saída, então a Equação 3.3 relaciona os sinais de entrada e saída.

$$\mathbf{y}^T = h_2(\bar{\mathbf{b}} + h_1(\mathbf{b}^T + \mathbf{x}^T \mathbf{W}) \overline{\mathbf{W}}) \quad (3.3)$$

Para redes MLP com mais camadas ocultas, a expressão matemática pode ser obtida analogamente ao mostrado na Equação 3.3 de maneira recursiva.

As redes neurais não são programadas para executar uma tarefa específica. Elas aprendem a realizar as tarefas a partir de exemplos e com essas amostras elas são capazes de adaptarem seus pesos através da etapa de aprendizagem da RNA. Nesta etapa são fornecidas entradas e as respectivas saídas desejadas à rede e então um algoritmo de treinamento é responsável por ajustar os pesos para que a rede se adapte àqueles dados. Alguns algoritmos de treinamento comumente utilizados são descida de gradiente, Levenberg-Marquardt e método de quasi-Newton (BISHOP, 2005).

3.4.2 General Regression Neural Network (GRNN)

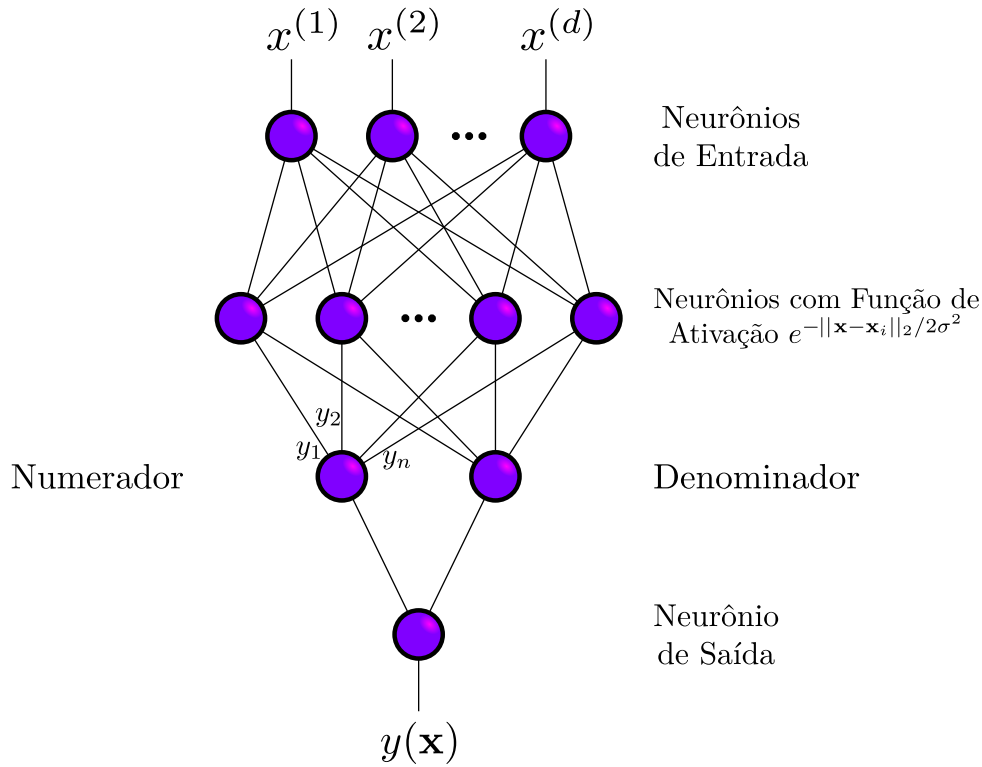
A GRNN é uma rede neural proposta por Specht (1991) que possui a vantagem de necessitar apenas de um parâmetro de ajuste para realizar a regressão dos dados. Para tal, a GRNN utiliza uma soma ponderada de gaussianas, em que cada amostra de treinamento \mathbf{x}_i é utilizada como a média desta função e o desvio padrão σ é o parâmetro a escolher. A Equação 3.4 mostra a estimativa da saída y obtida a partir de uma entrada \mathbf{x} e n amostras (\mathbf{x}_i, y_i) conhecidas (SPECHT, 1991).

$$y(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n y_i e^{-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|_2 / 2\sigma^2}}{\sum_{i=1}^n e^{-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|_2 / 2\sigma^2}} \quad (3.4)$$

A distância entre cada amostra de treinamento e um ponto particular de predição qualquer é uma medida de quão bem aquela amostra consegue representar a saída deste ponto. A predição de pontos próximos a uma dada amostra \mathbf{x}_i pesa mais a informação da saída desta amostra que das demais, refletido no relativamente alto valor de $e^{-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|_2 / 2\sigma^2}$ quando a distância entre o ponto de predição \mathbf{x} e a amostra \mathbf{x}_i é relativamente pequena.

A Figura 16 mostra a arquitetura da GRNN para uma entrada d -dimensional $\mathbf{x} = [x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(d)}]^T$, onde $y(\mathbf{x})$ é a saída fornecida pela rede dadas as n amostras (\mathbf{x}_i, y_i) .

Figura 16 – Arquitetura da GRNN.

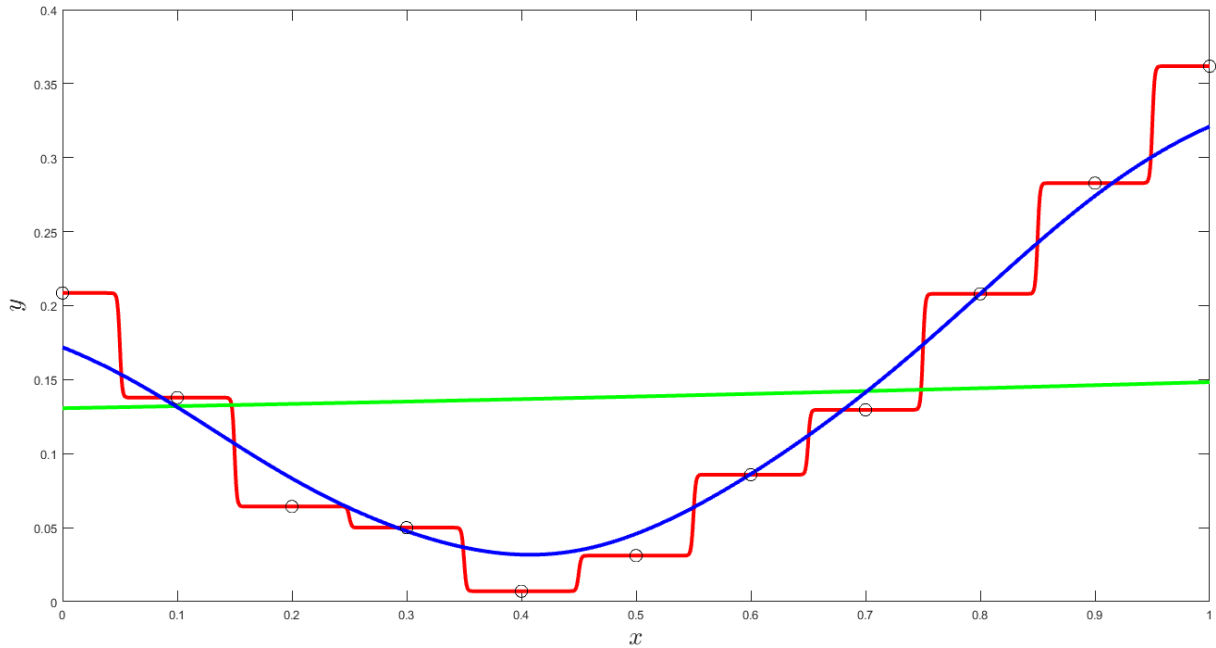


Fonte: Adaptado de [Specht \(1991\)](#).

Os sinais de entrada $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(d)}$ chegam nos neurônios de entrada e são transmitidos adiante para os neurônios da próxima camada. Nesta, é realizado o cálculo de $e^{-||\mathbf{x}-\mathbf{x}_i||_2/2\sigma^2}$ através da função de ativação e a saída é transmitida para dois neurônios da próxima camada: numerador e denominador. As conexões dos neurônios da camada onde há a função de ativação com o neurônio numerador possuem pesos que equivalem aos valores de y_i das amostras da base. Já as conexões destes mesmos neurônios com o denominador não dispõem de pesos (ou, equivalentemente, os pesos são todos iguais a 1). O neurônio de saída calcula o sinal de saída pela simples razão dos sinais dos neurônios da camada anterior.

Como comentado, o único parâmetro a ser decidido em uma GRNN é σ . A Figura 17 mostra a regressão para diferentes valores de σ .

Os círculos pretos na Figura 17 representam os pares de amostras (x_i, y_i) da base de dados. As curvas em vermelho, verde e azul representam regressões dadas pela GRNN para diferentes valores do parâmetro σ . Quando relativamente pequeno, a regressão tende a usar apenas a informação da amostra mais próxima para prever a saída de uma dada entrada, o que faz a curva se aproximar de uma função escada (representada pelo gráfico

Figura 17 – Exemplos de regressão pela GRNN para diferentes valores de σ .

Fonte: Adaptado de [Specht \(1991\)](#).

em vermelho na Figura 17, onde σ foi tomado com o valor de 0,01). Quando o valor de σ é relativamente grande, a regressão tende a usar a informação de todas as amostras da base para a predição de um ponto, (mesmo as amostras mais afastadas), e portanto a curva se aproxima de uma função constante na média de todas as saídas das amostras (representada pela gráfico em verde na Figura 17, onde $\sigma = 1$). Já a curva em azul na Figura 17 foi gerada tomando $\sigma = 0,1$ e representa uma regressão mais ajustada aos dados da base.

3.5 Árvore de Regressão (AR)

A árvore de regressão é uma técnica proposta por ([BREIMAN et al., 1984](#)), cuja ideia é particionar o espaço dos dados em regiões menores e levantar um modelo de regressão para cada uma dessas partições localmente, ao invés de um modelo de regressão global.

Em geral, a quantidade de subpartições é alta o suficiente para que o número de dados em cada subpartição seja relativamente pequeno, assim cada modelo de regressão local pode ser mais simples, sendo comumente empregada uma média da saída dos dados da partição. A Equação 3.5 mostra a estimativa \hat{y} de uma entrada \mathbf{x} , onde os pares $(x_i, y(x_i))$ formam a base de dados, $P_{\mathbf{x}}$ é a partição de \mathbf{x} e $|P_{\mathbf{x}}|$ se refere à quantidade de dados na partição $P_{\mathbf{x}}$.

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \frac{1}{|P_{\mathbf{x}}|} \sum_{x_i \in P_{\mathbf{x}}} y(x_i) \quad (3.5)$$

Uma árvore — que é um tipo particular de grafo — é utilizada para representar as partições e subpartições realizadas no espaço dos dados. O primeiro nó da árvore é chamado de raiz e os últimos, folhas. As ramificações dos nós a partir da raiz são realizadas definindo-se um limiar para uma dada variável de entrada, definidos através de um critério de *split*. Um desses critérios comumente utilizado é a minimização da Soma dos Erros Quadráticos (*Sum of Squared Errors* — SSE) de todo o conjunto de dados, como pode ser observado na Equação 3.6

$$SSE = \sum_{L \in \text{folhas}(T)} \sum_{x_i \in L} [\hat{y}(x_i) - y(x_i)]^2 \quad (3.6)$$

onde T é a árvore de regressão e $\text{folhas}(T)$ representa as subpartições de T referentes apenas aos nós folha.

A ramificação da árvore ocorre iterativamente até que algum critério de parada seja atingido. Comumente, alguns desses critérios são: número mínimo de dados em cada folha, número máximo de ramificações, ou redução da SSE relativamente pequena entre iterações.

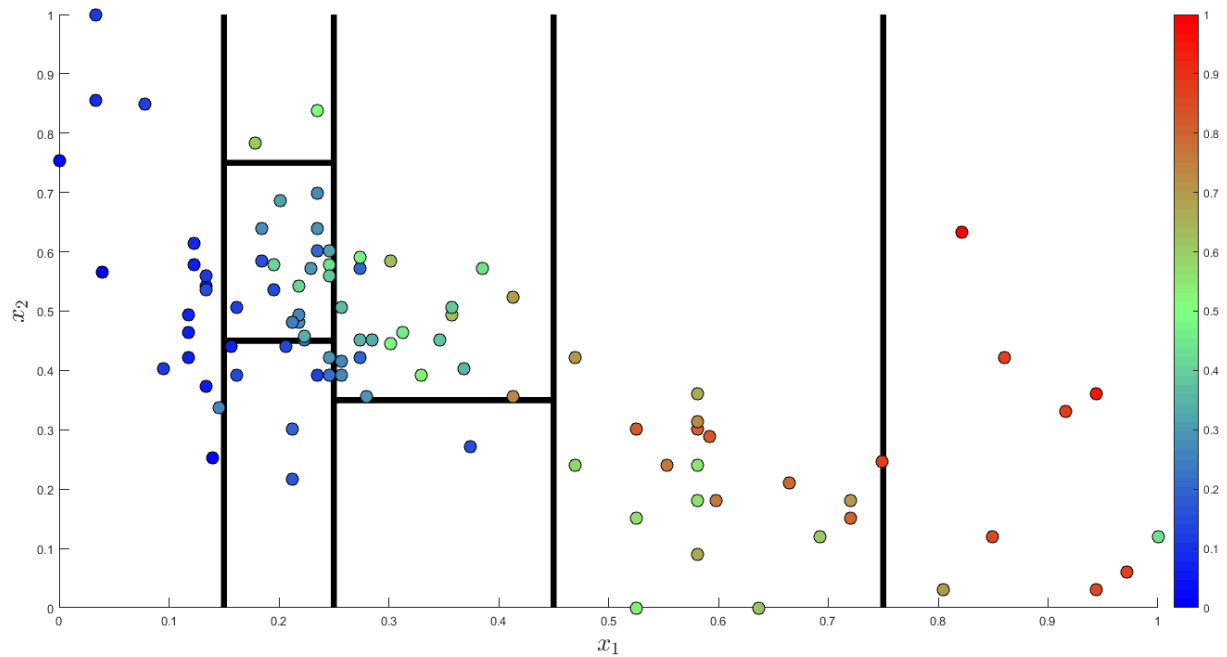
Para um exemplo de utilização da árvore de regressão, sejam dados bidimensionais com saída unidimensional definida pela sua cor a partir da barra lateral da Figura 18. Observe que dados com saídas (cores) similares se encontram próximos um dos outros.

A árvore de regressão obtida para tal base pode ser vista na Figura 19. Nela, os nós da árvore são representados por círculos, brancos se forem folhas e pretos caso contrário. O nó raiz é o primeiro nó, mais à esquerda na Figura 19. A cada nó, o espaço das variáveis é particionado em dois espaços menores verificando se uma dada variável de entrada (x_1 ou x_2) é maior, menor ou igual a um limiar. Este processo se repete até que um nó folha seja alcançado e, então, a saída da árvore de regressão para a dada entrada é a média das amostras da base de treino para a subpartição referente àquela folha.

Na Figura 18, é possível observar a partição realizada pela árvore de regressão no espaço dos dados do exemplo.

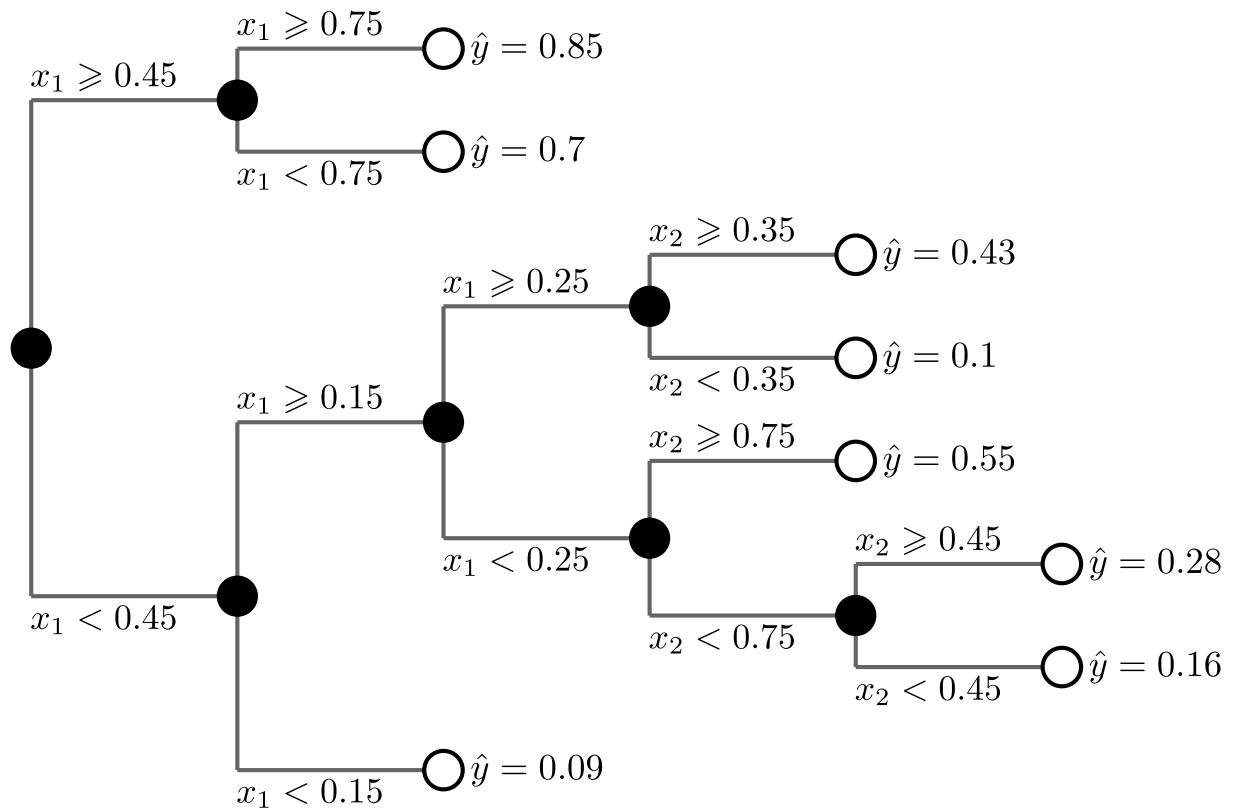
Note que em cada partição os dados possuem saídas similares, verificadas pelas cores similares. Em particular, se $x_1 < 0.15$, então o valor de x_2 é pouco relevante para a árvore estimar a saída, pois todos os dados desta partição possuem saídas similares. Isto está de acordo com a arquitetura da árvore mostrada na Figura 19, uma vez que $x_1 < 0.15$ já leva a ramificação a uma folha. Efeito similar pode ser observado por exemplo na partição onde $x_1 \geq 0.75$.

Figura 18 – Dados bidimensionais com saída unidimensional particionados pela árvore de regressão.



Fonte: O próprio autor.

Figura 19 – Árvore de regressão para o exemplo dos dados da Figura 18.



Fonte: O próprio autor.

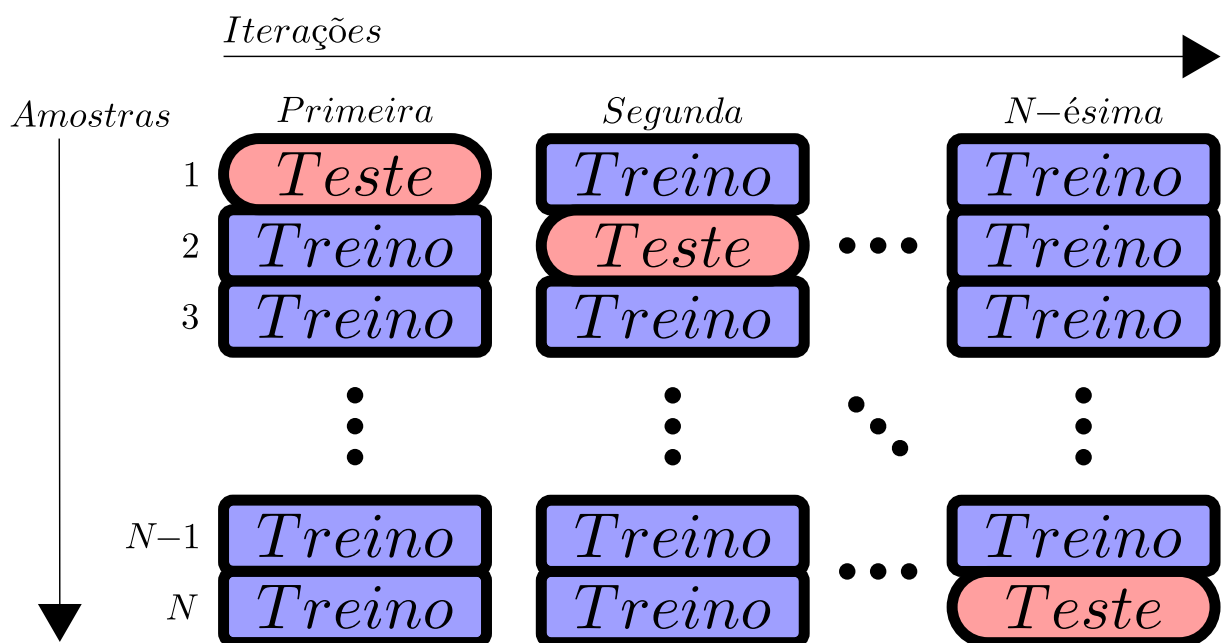
3.6 Leave-One-Out

Leave-One-Out é um método de validação cruzada, assim como *holdout* e *k-fold* por exemplo. A ideia da validação cruzada é particionar a base de dados em subconjuntos mutuamente exclusivos para então treinar um modelo com alguns desses conjuntos e validar (testar) com os restantes. No caso do *Leave-One-Out*, o número de subconjuntos na partição é igual à quantidade total de dados da base N , isto é, cada conjunto é composto por um único elemento.

Desta forma, uma única amostra é separada para teste e o modelo é treinado com todos os outros $N - 1$ exemplos e testado na amostra separada. Este processo é repetido até que todos os dados da base tenham sido utilizados uma única vez para teste. A Figura 20 mostra um esquemático do método *Leave-One-Out* em uma base de dados de N amostras.

Esta é uma técnica de validação cruzada que demanda um alto custo computacional, já que o modelo deve ser treinado e testado uma quantidade de vezes igual ao número total de dados da base. Por esta razão, ela é recomendada apenas quando a base de dados consiste em uma quantidade pequena de amostras. Por outro lado, a vantagem dela é que com ela é possível maximizar o conjunto de dados de treinamento, sendo útil para bases de dados com poucas amostras.

Figura 20 – Método de validação cruzada *Leave-One-Out*: um dado é separado pra teste e todos os outros para treino e este processo é reiterado até que todos os dados da base tenham sido usados uma única vez para teste.



Fonte: O próprio autor.

3.7 Análise de Componentes Principais (PCA)

O PCA é uma técnica que busca encontrar os M eixos (ortonormais) de maior representatividade de dados D -dimensionais (com $M \leq D$). Para buscar estes eixos, é possível desenvolver o PCA a partir de duas abordagens distintas (BISHOP, 2005):

1. Encontrar os M vetores ortonormais v_1, v_2, \dots, v_M tais que é máxima a variância dos dados \mathbf{X} projetados no subespaço $\text{span}\{v_1, v_2, \dots, v_M\}$, isto é, o subespaço gerado por v_1, v_2, \dots, v_M . Ou seja, deve-se resolver o problema de otimização mostrado na Equação 3.7.

$$\begin{aligned} \underset{v_1, v_2, \dots, v_M}{\operatorname{argmax}} \quad & \operatorname{Var} \left[\operatorname{proj}_{\text{span}\{v_1, v_2, \dots, v_M\}} \mathbf{X} \right] \\ \text{sujeito a} \quad & \|v_1\| = 1 \\ & \|v_2\| = 1 \\ & \vdots \\ & \|v_M\| = 1 \end{aligned} \tag{3.7}$$

2. Encontrar os M vetores ortonormais v_1, v_2, \dots, v_M tais que é mínima a distância média dos dados \mathbf{X} às suas respectivas projeções em $\text{span}\{v_1, v_2, \dots, v_M\}$. Em outras palavras, deve-se resolver o problema de otimização mostrado na Equação 3.8.

$$\begin{aligned} \underset{v_1, v_2, \dots, v_M}{\operatorname{argmin}} \quad & \mathbb{E} \left[\|\mathbf{X} - \operatorname{proj}_{\text{span}\{v_1, v_2, \dots, v_M\}} \mathbf{X}\| \right] \\ \text{sujeito a} \quad & \|v_1\| = 1 \\ & \|v_2\| = 1 \\ & \vdots \\ & \|v_M\| = 1 \end{aligned} \tag{3.8}$$

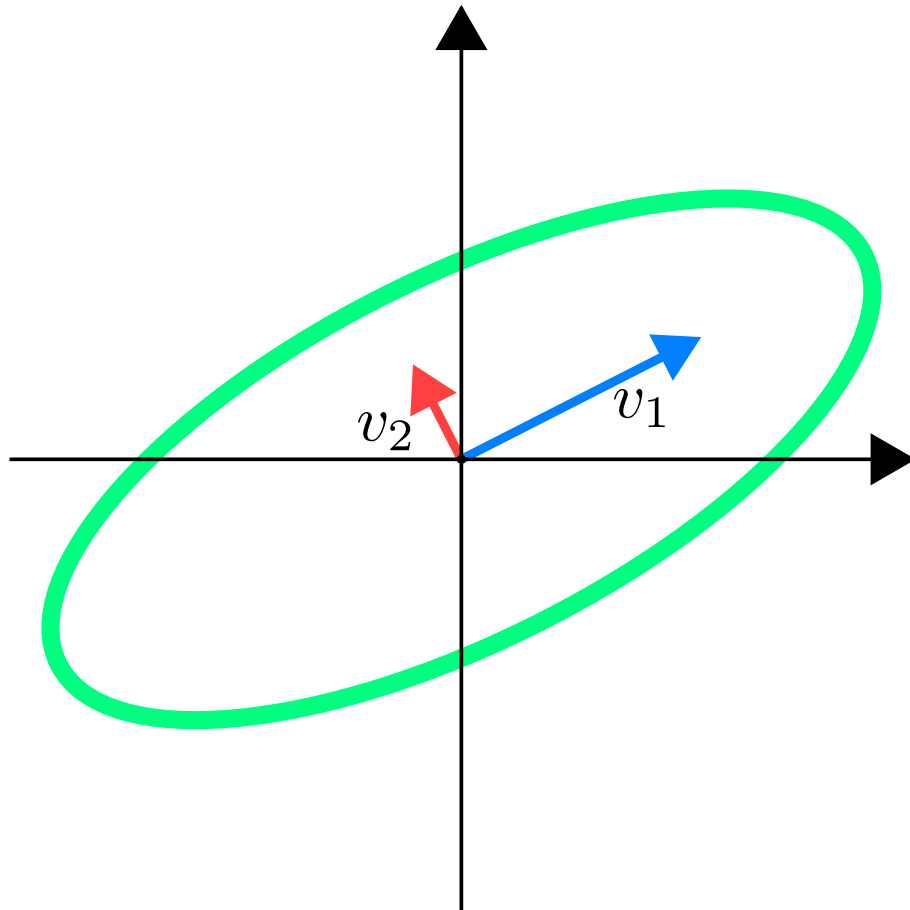
As abordagens mostradas acima são equivalentes e tais problemas de otimização já possuem solução matematicamente fechada. Os M vetores mais representativos dos dados podem ser calculados tomando os M autovetores da matriz de covariância dos dados associados aos M maiores autovalores.

Como a matriz de covariância de qualquer conjunto de dados é sempre simétrica, seus autovalores são reais e seus autovetores são ortogonais dois a dois (ortonormais se normalizadas as normas). Além disso, matrizes de covariância são sempre semi-definida positiva, isto é, seus autovalores são não-negativos. Neste contexto, o quanto um autovetor

é capaz de representar os dados é interpretado pelo valor do autovalor ao qual ele está associado.

Normalmente, esta técnica é utilizada para redução da dimensionalidade dos dados (tomando M estritamente menor que D), seja por exemplo para simplificação do problema ou para visualização de dados de dimensão maior que 3. Entretanto, o PCA também pode ser utilizado tomando-se $M = D$ para se obter as direções de maior representatividade dos dados. Neste caso, é possível saber para quais direções os dados mais se dispersam e quanto há de dispersão naquela direção. A Figura 21 mostra um exemplo do uso do PCA quando $M = D(= 2)$.

Figura 21 – Exemplo de utilização do PCA mantendo a dimensão dos dados. v_1, v_2 são respectivamente os eixos mais e menos representativos dos dados, a elipse verde.



Fonte: O próprio autor.

3.8 Statistical Region Merging (SRM)

SRM é uma técnica de segmentação que busca particionar uma imagem em regiões disjuntas tais que seus pixels possuem intensidades similares. Esta técnica foi proposta por [Nock e Nielsen \(2004\)](#).

A ideia do SRM é modelar o problema de segmentação de uma imagem como um problema de inferência estatística. Para uma dada cena, assume-se a existência de uma “imagem real”, composta de objetos (regiões) distintas. Assim, para cada região, existe associada a ela uma função densidade de probabilidade (*probability density function* — pdf) dada pela soma de Q variáveis aleatórias de distribuições arbitrárias.

Neste contexto, a intensidade de cada pixel (pixel estatístico) da imagem é uma amostragem da pdf da região (região estatística) a qual ele pertence. O objetivo do algoritmo SRM é inferir as diferentes regiões, dadas as observações de intensidade dos pixels e assumindo-se que:

- Todos os pixels estatísticos de uma dada região estatística possuem esperanças similares em cada canal de cor;
- A esperança de regiões estatísticas adjacentes diferem em pelo menos um canal de cor.

O algoritmo inicia supondo que cada pixel da imagem é uma região diferente e, através de um teste estatístico, decide se duas regiões adjacentes devem ser agrupadas. Como o teste é realizado entre regiões adjacentes, vale salientar portanto que o SRM considera não só as intensidades dos pixels, mas também suas informações espaciais, o que é de fato desejável.

A ordem com que o teste é aplicado nas regiões depende de sua esperança, isto é, regiões adjacentes que possuem intensidades médias mais similares são testadas primeiro se devem ser agrupadas. Em outras palavras, se a intensidade média de duas regiões adjacentes é similar, então é alta a probabilidade de que estas regiões descrevem o mesmo objeto na imagem e portanto deveriam ser testadas primeiro. Desta forma, obtém-se mais rapidamente conhecimento sobre cada região em particular, evitando agrupamentos indevidos.

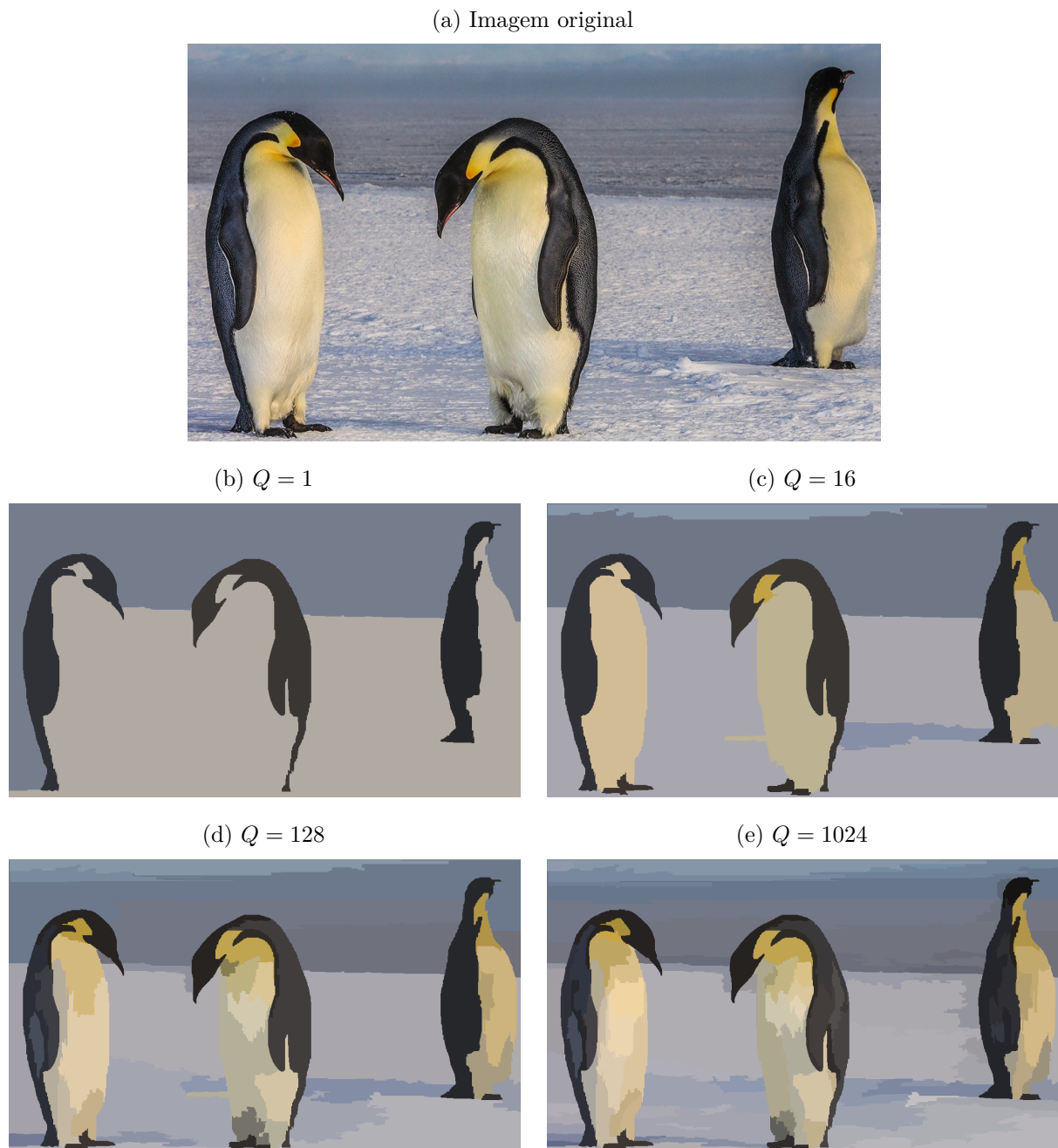
O teste estatístico de agrupamento de duas regiões R e R' é uma verificação se o desvio da esperança das regiões supera um limiar τ . Este limiar τ é ajustado dinamicamente dependendo do tamanho das regiões R e R' e da quantidade de variáveis aleatórias Q empregadas na modelagem do problema.

Regiões com muitos pixels refletem grande quantidade de agrupamentos já realizados nela, isto é, já se obteve muito conhecimento a respeito desta região estatística. Portanto,

quanto maior for $|R|$ e $|R'|$, menor deve ser o limiar τ , levando a agrupamento de regiões grandes somente quando a confiança for muito alta.

A quantidade de variáveis aleatórias Q é o único parâmetro do algoritmo e este valor serve para modelar a complexidade da cena. Quanto maior for este parâmetro, mais complexa o usuário está indicando ser a cena. Portanto, a segmentação final deve ter mais regiões quanto maior for Q , indicando menor quantidade de agrupamentos. A Figura 22 mostra um exemplo de imagem e suas respectivas segmentações utilizando a técnica SRM para $Q = 1, 16, 128, 1024$.

Figura 22 – Exemplo de imagem para segmentação SRM para $Q = 1, 16, 128, 1024$.



Fonte: [Adkison \(2016\)](#).

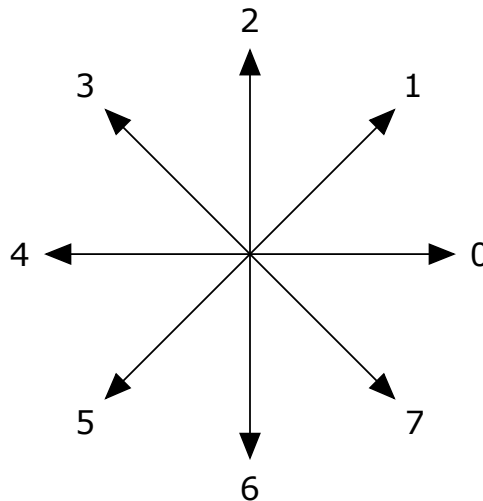
3.9 Cadeia de Freeman

A Cadeia de Freeman é um algoritmo que codifica uma imagem binarizada (segmentada) em uma sequência de algarismos de 0 a 7 baseado nas direções relativas entre *pixels* vizinhos (8-conexos) de sua fronteira (GONZALEZ; WOODS, 2011).

Inicialmente, o algoritmo busca algum *pixel* com o valor de 1 (geralmente representado pela cor branca nas visualizações). Esta busca em geral é realizada de maneira exaustiva na imagem, da esquerda para a direita, de cima para baixo, até que um *pixel* dessa natureza seja encontrado.

Após este passo inicial, o algoritmo encontra, de forma iterativa, o próximo *pixel* na fronteira do objeto, vizinho ao último encontrado e no sentido horário. Um algarismo de 0 a 7 é adotado na cadeia, a depender de qual das 8 possíveis direções este vizinho foi encontrado, relativo ao *pixel* anterior. O algoritmo pára somente quando todo o objeto já esteja descrito pela sequência de algarismos, isto é, quando o *pixel* for novamente encontrado, e além disso a direção tomada a partir dele também for a mesma da primeira iteração. A Figura 23 mostra a atribuição de cada algarismo a depender da direção encontrada.

Figura 23 – Codificação de Freeman para cada direção.



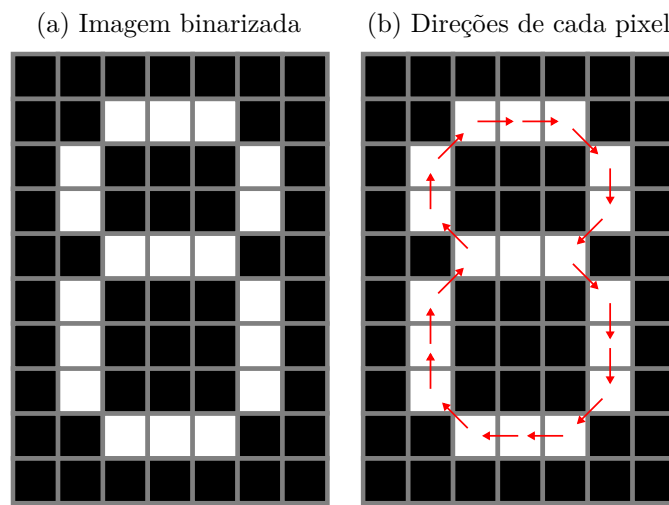
Fonte: O próprio autor.

Mover o primeiro algarismo da codificação de Freeman de uma imagem para a última posição não altera o objeto que ele descreve (o que está sendo mudado na verdade é apenas o *pixel* de partida). Desta forma, as codificações 0642, 6420, 4206 e 2064 representam o mesmo objeto em uma imagem. Portanto, para que uma componente tenha uma representação única por Cadeia de Freeman, convencionou-se que a codificação adotada será aquela que representa o menor resultado, caso a sequência de algarismos seja interpretada como um número. Assim, no exemplo dado a codificação escolhida é a 0642.

Reciprocamente, dada uma Cadeia de Freeman, também é possível recuperar unicamente o objeto na imagem o qual ela descreve, sabendo também a posição do *pixel* de partida. Basta reconstruir cada próximo *pixel* da fronteira tomando sua correspondente direção conforme mostrado na Figura 23 relativa ao último *pixel* construído. Portanto, existe uma relação biunívoca entre objetos em uma imagem binarizada e sua codificação em Cadeia de Freeman.

A Figura 24a mostra um exemplo de imagem e em 24b o mesmo objeto com suas direções relativas representadas.

Figura 24 – Exemplo de imagem para codificação em Cadeia de Freeman.



Fonte: O próprio autor.

Tomando como *pixel* de partida aquele localizado na segunda linha e terceira coluna, temos que a codificação em Cadeia de Freeman deste objeto é: 007657665443221321. Além disso, caso sejam avaliadas todas as possibilidades de *pixel* de partida (076576654432213210, 765766544322132100, ... , 100765766544322132), a representação selecionada será aquela obtida tomando o *pixel* inicial como descrito (isto é, a codificação em Cadeia de Freeman do objeto da Figura 24a é de fato 007657665443221321).

3.10 Métricas

O desempenho de um modelo treinado pode ser medido segundo diferentes critérios. As métricas são formas de medir o erro dado por estes estimadores.

Neste trabalho, são abordadas cinco métricas distintas: Erro Médio (*Mean Error* — ME), Erro Percentual Absoluto Médio (*Mean Absolute Percentage Error* — MAPE), Erro Absoluto Médio (*Mean Absolute Error* — MAE), Erro Quadrático Médio (*Mean Square Error* — MSE) e Raiz do Erro Quadrático Médio (*Root Mean Square Error* — RMSE) (MYTTENAERE et al., 2016; WILLMOTT; MATSUURA, 2006).

As Equações 3.9 — 3.13 mostram o cálculo de cada uma das métricas citadas, onde n é o número de amostras na base de teste, \hat{y}_i é a saída dada pelos estimadores e y_i é a saída desejada (alvo).

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i) \quad (3.9)$$

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \right) \cdot 100\% \quad (3.10)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (3.11)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (3.12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (3.13)$$

Para cada uma destas métricas, quanto mais próximo de 0, melhor o desempenho do modelo. O ideal é que todas atinjam o valor 0, indicando estimativa perfeita. Note que MAPE, MAE, MSE e RMSE só podem possuir valores não-negativos, enquanto a ME pode assumir qualquer valor real.

O ME serve como indicativo de enviesamento do modelo, sendo que se a ME for positiva (negativa), então na média o modelo estima a saída acima (abaixo) do desejado. Note portanto que ME nulo não significa estimativa perfeita necessariamente, mas sim estimativa não enviesada.

O MAPE representa o erro percentual da estimativa em relação ao valor real, isto é, a porcentagem que o estimador erra em relação ao desejado. Como o MAE computa apenas o módulo do erro (em valores absolutos), esta métrica não distorce a distância entre o estimado e o desejado.

A ideia tanto do MSE quanto do RMSE é penalizar erros maiores (este efeito é observado pois as diferenças são elevadas ao quadrado). Além disso, uma das principais vantagens destas métricas em relação à MAE e MAPE por exemplo é a diferenciabilidade (MAE e MAPE não são diferenciáveis em todos os pontos por conta da operação de módulo existente no cálculo destas métricas). A única diferença entre a MSE e a RMSE, é a aplicação da raiz quadrada, cálculo que é realizado para “compensar” a operação de elevar os erros ao quadrado.

4 Base de Dados

Foi necessário levantar uma base de dados para o desenvolvimento do sistema proposto uma vez que não há conhecimento de base de dados conveniente disponível para este trabalho.

Desta forma, foi necessário definir um protocolo de aquisição das imagens, que será apresentado neste capítulo.

4.1 Contexto das Aquisições

As imagens e medições corpóreas foram colhidas de indivíduos em campeonatos de fisiculturismo organizados pela Federação Capixaba de Musculação Desportiva, filiada à Federação Internacional de Fisiculturismo (*International Federation of Bodybuilding* — IFBB) Brasil. O fisiculturismo é um esporte que enfatiza a aparência física, a configuração e o formato corporais, buscando assim a excelência estética (SILVA; TRINDADE; ROSE, 2003). Sendo assim, os competidores de fisiculturismo devem adequar seus formatos corpóreos a padrões bem definidos de silhueta.

No dia que antecede ao campeonato, os competidores são medidos, pesados e alocados nas respectivas categorias dentro de cada modalidade do fisiculturismo, segundo critérios da IFBB. As imagens e medições antropométricas foram tomadas nesta ocasião, durante o registro na competição. Neste trabalho foram levantadas duas bases de dados, em dois campeonatos distintos. A primeira aquisição ocorreu no dia 19/06/2015 e a segunda, em 16/10/2015.

Para a primeira base de dados, havia uma superfície branca atrás do fisiculturista que cobria parcialmente o fundo da imagem. A iluminação era superior frontal e lateral em ambos os lados, aparecendo algumas sombras em função das luzes laterais. As resoluções das imagens nesta aquisição foram: 960 x 1280, 2448 x 3264 ou 2432 x 4320 *pixels* pois as imagens foram tomadas por diferentes câmeras.

Para a segunda base de dados, uma parede branca cobria todo o fundo das imagens e a iluminação era apenas superior frontal, assim não houve casos de sobreamento indesejado. É comum alguns objetos ou partes de outras pessoas estarem presentes nas imagens desta aquisição, entretanto não há oclusão do fisiculturista por tais objetos ou pessoas no ponto de vista da câmera. Todas as imagens tinham resolução de 4000 x 6000 *pixels*.

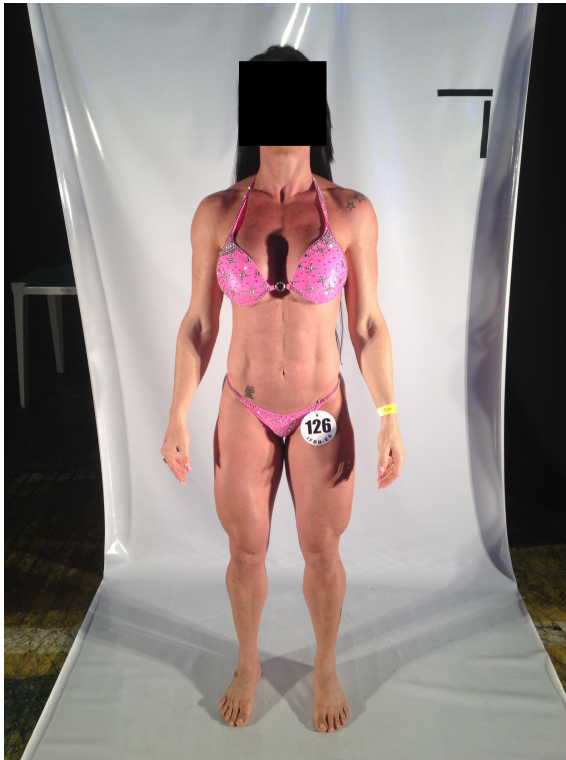
Para ambas as bases, buscou-se representar um fundo comum onde o sistema final seria utilizado, com a câmera estava direcionada ortogonalmente a este plano. Além disso,

não havia oclusão do indivíduo por nenhum objeto na imagem no ponto de vista da câmera. O formato de todas as imagens é JPG.

A Figura 25 mostra um exemplo de imagem tomada em cada uma das aquisições.

Figura 25 – Exemplos de imagens de cada aquisição.

(a) Primeira aquisição.



(b) Segunda aquisição.



Fonte: O próprio autor.

Observe que os indivíduos nas diferentes imagens da Figura 25 possuem tamanhos distintos em relação a sua imagem. Isto ocorre pois a distância da câmera aos indivíduos é diferente entre as aquisições, mas é importante ressaltar que todas as partes do corpo do indivíduo se alteram em igual escala com a aproximação ou o afastamento da câmera ortogonalmente em relação ao plano do fundo. Além disso, existem marcações no fundo de tamanho conhecido que permitem recuperar as medições corpóreas reais do indivíduo, como será explicado na Seção 4.2.

Na Figura 25a, também é possível observar um sombreamento na coxa (à direita na imagem), entre os seios e na parte mais superior de encontro das coxas, provocada pela configuração lateral da iluminação. Tais sombreamentos não ocorrem na Figura 25b a qual, em contrapartida, possui objetos indesejáveis no fundo, como um celular sendo carregado (no canto inferior direito) e parte de uma pessoa (no canto esquerdo). Entretanto observe que não há oclusão parcial ou total do indivíduo em ambas imagens 25a e 25b.

Outros artefatos pertencentes às imagens — como parte do *notebook* que aparece à esquerda na Figura 25b com o número 60 ou numeração 126 na coxa do indivíduo (à

direita na imagem) da Figura 25a — serão comentados nas Seções 4.2 a 4.5.

4.2 Marcações ao Fundo

Na primeira base de dados, havia duas fitas pretas na superfície branca ao fundo. Uma delas está posicionada na horizontal e a outra na vertical e cada uma delas possui 15 cm de comprimento. Já para a segunda base de dados, havia uma única marcação retangular marrom de tamanho 24,8 x 18,2 cm.

Conhecidos os comprimentos destas marcações de referência, é possível transformar as medições corpóreas (em *pixels*) extraídas de maneira automática da imagem para a medição real das mesmas (em centímetros). Entretanto, é necessário que não haja oclusão parcial ou total destas marcações pelo indivíduo ou por quaisquer outros objetos na imagem. A Figura 26 mostra dois exemplos de imagens — uma adequada e outra inadequada — quanto à oclusão da marcação ao fundo.

Figura 26 – Exemplos de imagens quanto à oclusão da marcação.

(a) Adequada (não há oclusão).



(b) Inadequada (há oclusão).



Fonte: O próprio autor.

4.3 Vestimenta

Na fase de registro dos competidores nos campeonatos (os dias em que as bases foram levantadas), eles devem estar vestindo roupas que exponham grande parte de seu

corpo, ficando cobertas em geral apenas suas partes íntimas, conforme normas da IFBB. Em algumas categorias masculinas do campeonato, a vestimenta padrão é apenas uma bermuda, mas tais categorias não foram englobadas neste trabalho pois este tipo de vestimenta causa oclusão de certas partes do corpo (como a coxa) o que dificultaria ou inviabilizaria a realização de algumas medições nestas partes.

Sendo assim, os indivíduos que compõe a base de dados devem estar vestindo roupas de banho, isto é, sungas (para homens) ou biquínis (para mulheres). A cor desta vestimenta é arbitrária, podendo ser distinta entre diferentes indivíduos da base. A Figura 27 mostra exemplos de vestimentas, uma adequada e outra inadequada.

Figura 27 – Exemplos do uso de vestimenta.

(a) Adequada.



(b) Inadequada.



Fonte: O próprio autor.

4.4 Acessórios

Na fase de avaliação dos campeonatos de fisiculturismo, os competidores devem estar usando uma fita em um dos pulsos. Além disso, cada indivíduo possui uma numeração para identificá-los no campeonato. Na primeira base de dados, esta numeração estava anexa na parte superior de uma das coxas do indivíduo (ou em ambas, caso o mesmo estivesse concorrendo em mais de uma modalidade do fisiculturismo). Na segunda base de dados, os competidores ainda não haviam recebido tal acessório para numeração, portanto um *notebook* foi utilizado para enumerar e identificar os indivíduos da base. Assim, nas

imagens dos indivíduos desta base na posição frontal, sempre há tal artefato presente (o *notebook*).

Além destes, alguns indivíduos na base utilizam outros acessórios tais como pulseiras, brincos, anéis, cordões, relógios, *piercings* e prendedores de cabelos, os quais são indesejáveis. Também é comum que os indivíduos das bases possuam tatuagens.

A Figura 28a mostra uma competidora utilizando pulseiras e na Figura 28b é possível ver outra usando pulseiras e brincos. Observe também que ambas estão com a fita em um dos pulsos e pelo menos uma numeração para identificação.

Figura 28 – Exemplos de uso de acessórios.

(a) Pulseiras, fita e numeração.



(b) Pulseira, brincos, fita e numerações.



Fonte: O próprio autor.

4.5 Cabelo

Indivíduos com cabelos compridos devem colocá-los para trás ou amarrados para a aquisição da imagem frontal. Para a posição lateral, é preferível que o cabelo esteja para a esquerda, havendo assim oclusão do mesmo pelo corpo. O intuito destes posicionamentos do cabelo durante a aquisição das imagens é escondê-lo de tal forma que a silhueta do indivíduo seja menos alterada possível.

Alguns indivíduos da base de dados estão com o cabelo em posições indesejáveis,

causando oclusão de certas partes do corpo, como pescoço e ombro. A Figura 29 mostra duas competidoras com posicionamentos adequado (Figura 29a) e inadequado (Figura 29b) do cabelo.

Figura 29 – Exemplos de posicionamento do cabelo.

(a) Adequado.



(b) Inadequado.



Fonte: O próprio autor.

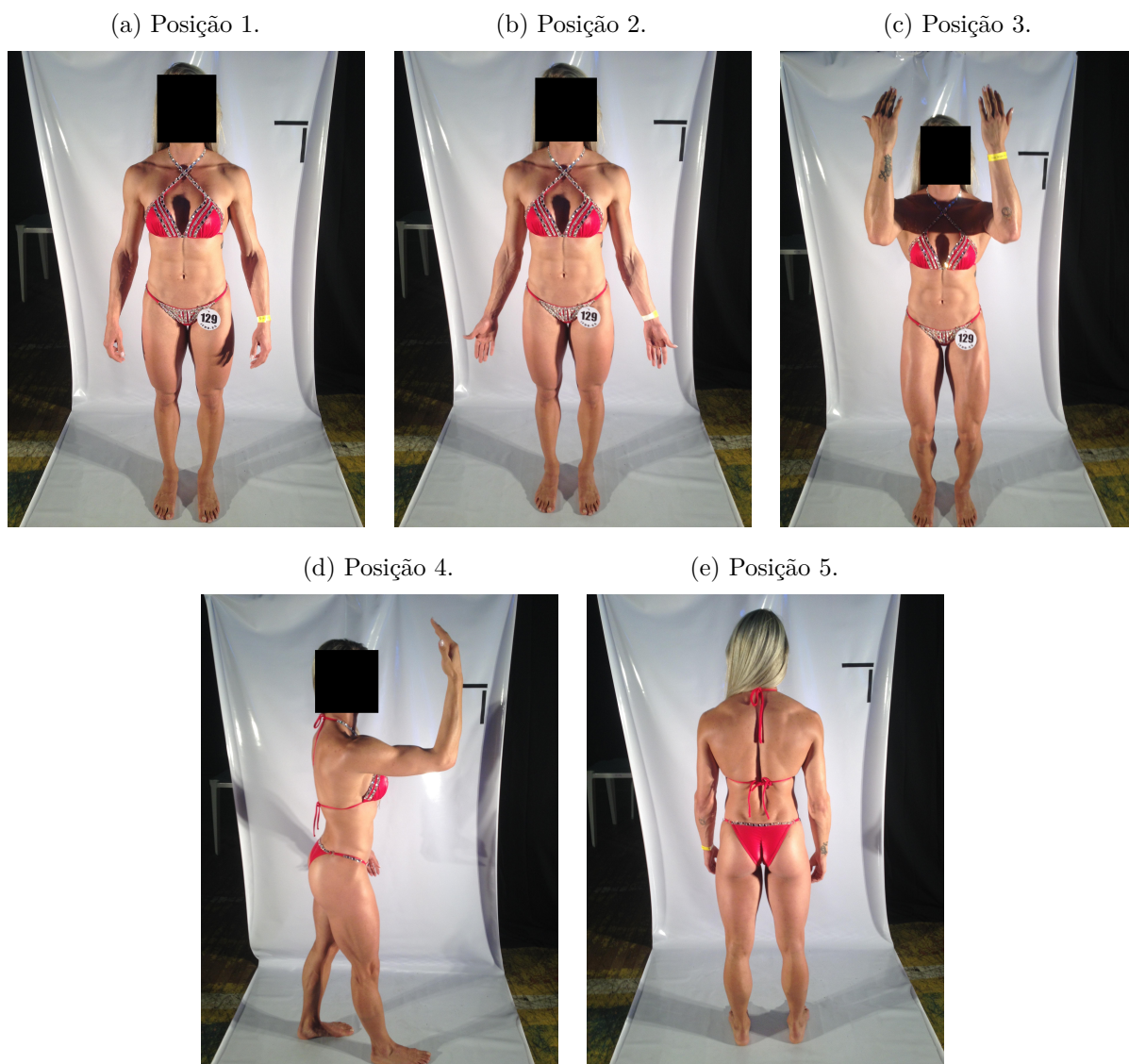
4.6 Posicionamento

Na aquisição da primeira base de dados, cada indivíduo foi fotografado em cinco posições diferentes, definidas por especialistas da área da Educação Física, como mostra a Figura 30. Entretanto, um dos resultados parciais deste trabalho — que foi obtido na seleção das medições pertinentes, explicada posteriormente no Capítulo 5 — foi que o somatotipo pode ser estimado, sem grandes perdas na precisão, usando apenas duas das cinco imagens por indivíduo, nas posições indicadas nas Figuras 30a e 30d.

No entanto, como a segunda base de dados foi levantada cronologicamente após este resultado parcial ter sido obtido, a mesma contém imagens dos indivíduos em apenas duas posições, como mostra a Figura 31.

Estas duas posições serão referenciadas daqui em diante neste trabalho como “posição frente” e “posição lado”, para fins de facilidade na compreensão do texto.

Figura 30 – Posicionamentos dos indivíduos na primeira base de dados.



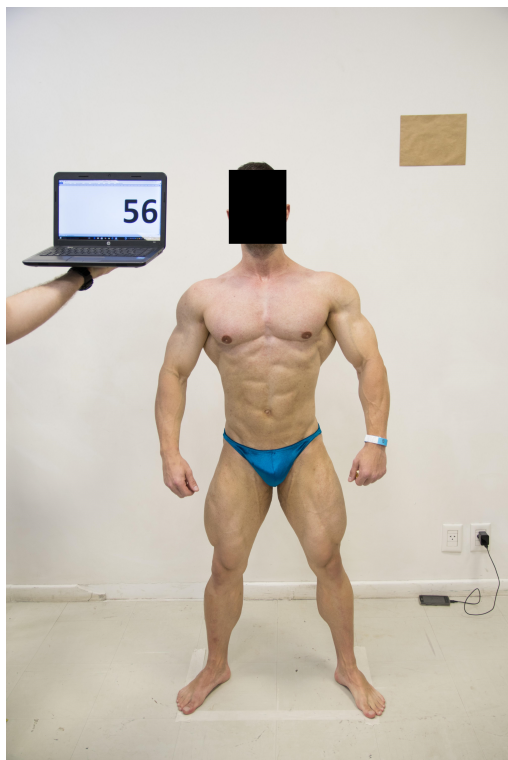
Fonte: O próprio autor.

Para a posição frente, o indivíduo deve estar em pé e voltado de frente para a câmera. Seus braços e pernas devem estar ligeiramente separados para que fiquem bem definidas as silhuetas dos membros superiores e inferiores, bem como da cintura e do quadril. As mãos devem estar fechadas (ou ligeiramente abertas) e preferencialmente não devem causar oclusão da parte externa da silhueta das coxas. Particularmente, este problema é resolvido pelo sistema proposto (que será explicado no Capítulo 7), entretanto o resultado seria melhor se não houvesse este tipo de oclusão.

Para a posição lado, o indivíduo deve estar em pé e voltado para o lado direito na visão da câmera. Seu pé direito deve estar mais a frente que seu pé esquerdo (como se o indivíduo estivesse dando um passo), para que esteja bem definida a silhueta das partes anteriores e posteriores dos membros inferiores do indivíduo. O braço direito deve estar levantado para frente de forma mais paralela possível com o chão e seu antebraço deve

Figura 31 – Posicionamentos dos indivíduos na segunda base de dados.

(a) Posição frente.



(b) Posição lado.



Fonte: O próprio autor.

estar dobrado verticalmente, formando um ângulo próximo de 90° com o braço. A mão deve estar aberta com sua palma voltada para o rosto do indivíduo. O braço esquerdo deve estar posicionado verticalmente de forma a causar oclusão do mesmo pelo próprio corpo do indivíduo.

4.7 Estatísticas da Base de Dados

Foram tomadas imagens de 56 indivíduos, sendo 28 de cada base. Entretanto, 10 indivíduos foram descartados (9 da primeira base e 1 da segunda) pois os fisiculturistas causavam oclusão da marcação ao fundo em alguma das imagens. Assim, a primeira base contém 19 indivíduos (sendo 10 do sexo masculino e 9 do sexo feminino), enquanto a segunda base contém 27 indivíduos (5 homens e 22 mulheres). Portanto, 46 indivíduos compõem a base de dados deste trabalho (sendo 15 do sexo masculino e 31, do feminino).

A idade média dos indivíduos da primeira base é de $30,2 \pm 7,28$ anos e, da segunda, $28,4 \pm 6,53$ anos. Para a base completa, a idade média dos indivíduos é de $29,3 \pm 6,94$ anos.

As componentes do somatotipo médio dos indivíduos da primeira base (obtidos pela Equação 2.11) são: $1,5 \pm 0,44$ para o endomorfismo; $6,1 \pm 1,71$ para o mesomorfismo;

e $1,4 \pm 0,78$ para o ectomorfismo. Para a segunda base de dados, as médias são $1,9 \pm 0,70$ (endo), $3,0 \pm 1,53$ (meso) e $1,7 \pm 0,78$ (ecto).

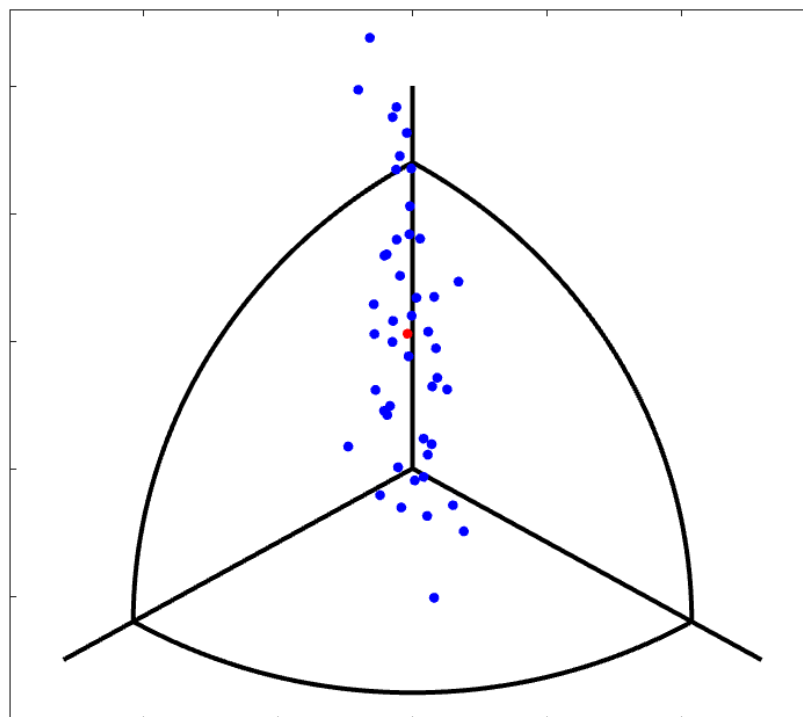
Para as duas bases juntas, o somatotipo médio é: $1,8 \pm 0,65$ para o endomorfismo, $4,3 \pm 2,20$ para o mesomorfismo e $1,6 \pm 0,79$ para o ectomorfismo. Como os dados foram coletados em campeonatos de fisiculturismo, era esperado que os indivíduos fossem predominantemente mesomórficos.

De fato, para a classificação de 13 classes, a primeira base de dados possui 8 indivíduos Mesomorfos Balanceados, 6 Meso-Endomorfos e 5 Meso-Ectomorfos; enquanto que para a segunda base de dados tem-se 10 fisiculturistas Meso-Endomorfos, 7 Centrais, 2 Mesomorfos Balanceados, 2 Meso-Ectomorfos, 2 Ecto-Endomorfo, 2 Ectomorfos Balanceados, 1 Endo-Mesomorfo e 1 Endomorfo Balanceado (totalizando nas duas bases: 16 Meso-Endomorfos, 10 Mesomorfos Balanceados, 7 Meso-Ectomorfos, 7 Centrais, 2 Ecto-Endomorfo, 2 Ectomorfos Balanceados, 1 Endo-Mesomorfo e 1 Endomorfo Balanceado).

Tanto para a classificação de 7 classes, quanto a de 4 classes, todos os fisiculturistas da primeira base são classificados como Mesomorfos, enquanto que para a segunda base observa-se 14 indivíduos Mesomorfos, 7 Centrais, 4 Ectomorfos e 2 Endomorfos (totalizando assim 33 Mesomorfos, 7 Centrais, 4 Ectomorfos e 2 Endomorfos nas duas bases).

A Figura 32 mostra os somatopontos dos indivíduos da base de dados na somatocarta em azul e o somatotipo médio em vermelho. Observe que de fato a maioria dos indivíduos da base está próxima à reta vertical, que indica indivíduos mesomorfos.

Figura 32 – Somatopontos dos indivíduos da base de dados na somatocarta.



Fonte: O próprio autor.

A dispersão dos dados em relação ao somatotipo médio foi calculada através das métricas *SAM* e *SAV* (Equações 2.13 e 2.14). A Média Posicional do Somatotipo (*SAM*) obtida para a primeira base foi de 1,66 e, para a segunda, 1,63. Para ambas as bases, o valor de *SAM* foi de 2,10.

Para a Variância Posicional do Somatotipo (*SAV*), foram obtidos os valores de 3,53 e 3,31 respectivamente para a primeira e segunda base de dados. Já para ambas, o valor de *SAV* foi de 5,74.

Era desejável calcular o Erro Técnico de Medição (TEM) – Equação 2.1 –, entretanto como cada antropometrista realizou cada medição relativa ao método de [Heath e Carter \(1967\)](#) uma única vez, não foi possível de se levantar esta estatística. Outra informação não obtida mas desejável para futuras comparações é o erro de medição existente (tanto humano quanto dos aparelhos) para a obtenção do somatotipo por este método clássico.

4.8 Considerações Finais do Capítulo

Nesta capítulo foram apresentadas as condições em que a base de dados foi levantada e quais as características das imagens que são abordadas neste trabalho. [Carter \(2002\)](#) cita em seu manual que fotos de um indivíduo ajudam a estimar seu somatotipo, mesmo que quem esteja olhando a foto não seja um antropometrista qualificado. Em outras palavras, apenas com a imagem seria possível identificar como seria o perfil de um indivíduo com um somatotipo particular, como 2-5-3 ou 6-3-1, por exemplo. Para isto, seriam necessárias fotos de visões do indivíduo: frontal, lateral e dorsal ([CARTER, 2002](#)). Além disso, o indivíduo deveria estar utilizando roupas minimamente, como roupas de banho leves ou shorts de corrida ([CARTER, 2002](#)). Neste trabalho, a vestimenta e as posições estão de acordo com o que foi proposto por [Carter \(2002\)](#). Na verdade, são necessárias apenas duas das três posições propostas por [Carter \(2002\)](#), como será discutido no Capítulo 5.

Entretanto, para fins de reprodução científica, alguns pontos precisam ser observados caso seja de interesse o levantamento de uma base de dados de forma similar à proposta neste trabalho. Na segunda base de dados, todos os indivíduos estão à mesma distância da parede de fundo (75 cm), mas durante o levantamento da primeira base, não se esteve atento a isto. É de interesse do pesquisador que pretende levantar base de dados de forma similar que tenha esta distância fixa para todos os indivíduos.

Analogamente, na segunda coleta a distância da câmera ao indivíduo foi constante (1,80 m) em contraste com a primeira aquisição. Para que esta distância seja fixa, é recomendado o uso de um tripé para o apoio da câmera, o que também auxilia no posicionamento angular da mesma em relação ao fundo, que deve ser ortogonal.

As iluminações laterais empregadas na primeira base de dados causaram efeitos de

sombreamento excessivo em certas partes do corpo de alguns indivíduos, o que prejudica posteriormente a etapa de segmentação do fisiculturista. Este efeito foi evitado durante o levantamento da segunda base de dados utilizando iluminação superior frontal apenas. Outra característica superior da segunda base de dados em relação à primeira é que a parede branca cobre todo o fundo da imagem, enquanto a superfície branca utilizada na primeira base de dados cobre apenas parcialmente o fundo das imagens, o que é indesejado. No entanto, deve-se estar atento aos objetos e outras pessoas que não deveriam estar presentes ao fotografar um indivíduo. Outra característica que poderia ser comum a todas as imagens é a marcação de tamanho conhecido (que é diferente entre as bases de dados).

A utilização de roupas de banho se mostrou bastante eficaz para expor as partes do corpo a serem medidas, entretanto uma outra possível opção é a utilização de roupas de ginástica rentes ao corpo, como também é proposto por [Carter \(2002\)](#). As bases de dados foram levantadas neste trabalho em campeonatos de fisiculturismo (como explicado na Seção 4.1). Isto facilitou que a base fosse levantada, pois os indivíduos já estavam com a vestimenta adequada para as imagens, uma vez que esta é a vestimenta padrão da competição. Entretanto, se tratando de um novo levantamento com indivíduos arbitrários da sociedade, é possível que a padronização da vestimenta por roupas de ginástica seja mais adequada para evitar constrangimentos dos voluntários.

Além disso, a cor da vestimenta deveria ser padronizada para todos os indivíduos e deveria ser uma cor distinta do fundo (preferencialmente uma cor com alta saturação). A utilização de roupas de banho de cores próximas da cor do fundo causa possível segmentação indesejada dos respectivos indivíduos. A Figura 33 mostra exemplos de cores de vestimenta distintas e similares à cor do fundo. Outra característica indesejada nas imagens era a utilização de acessórios como pulseiras, brincos ou a fita no pulso e a numeração utilizadas nos campeonatos de fisiculturismo.

O sistema de obtenção do somatotipo de maneira automática proposto neste trabalho teve que ser robusto a todas as características descritas neste capítulo. No entanto, tal robustez poderia ser trocada por uma precisão maior na estimativa do somatotipo, se a aplicação do sistema fosse restrita apenas a ambientes mais controlados.

Figura 33 – Exemplos de cores das vestimentas.

(a) Distinta da cor do fundo.



(b) Similar à cor do fundo.



Fonte: O próprio autor.

5 Seleção das Medições Pertinentes

O objetivo deste trabalho é estimar o somatotipo de fisiculturistas através de medições extraídas de forma automática de imagens digitais e tal estimativa será comparada com o somatotipo dos indivíduos obtidos através do método de [Heath e Carter \(1967\)](#). Ingenuamente, uma solução para este problema seria desenvolver um algoritmo que extraísse as medições necessárias para o método de [Heath e Carter \(1967\)](#) de maneira automática das imagens digitais e então obter o somatotipo através das equações propostas em tal método. No entanto, certas medições necessárias para o método de [Heath e Carter \(1967\)](#) — como dobras cutâneas e diâmetros ósseos — não são possíveis de ser obtidas em imagens facilmente.

Portanto, um conjunto de medições possíveis de ser obtidas em imagens é proposto para se obter o somatotipo. Neste capítulo tal conjunto de medições é mostrado e, através de técnicas de otimização e regressão, busca-se um subconjunto com apenas algumas das medições propostas tal que ainda seja possível estimar o somatotipo razoavelmente. Além disso, para cada componente do somatotipo, quatro técnicas de regressão são avaliadas para encontrar a que obtém melhor desempenho para estimar tal componente usando o subconjunto de medições selecionadas.

5.1 Medições Propostas

Inicialmente, os eixos x, y, z foram considerados posicionados no corpo humano como mostrado na Figura 34.

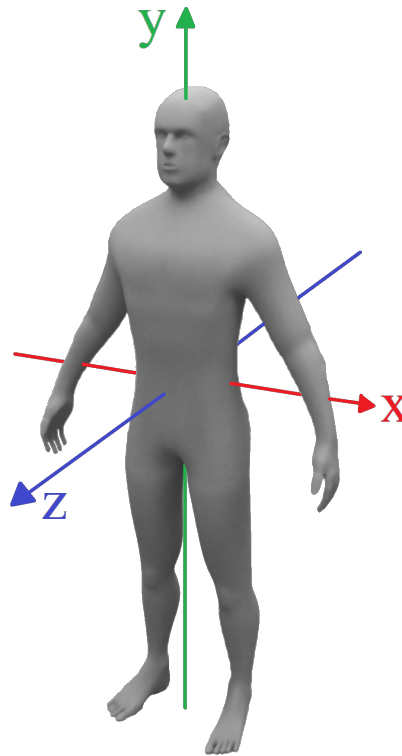
Considerando estes eixos, foram propostas 29 medições do corpo através das imagens: estatura (direção y), pescoço (direções x, z), ombro (x), busto (x), cintura (x, z), quadril (x, z), braço (x, y, z), cotovelo (x, z), antebraço (x, y, z), pulso (x, z), coxa (x, y, z), joelho (x, z), panturrilha (x, y, z) e tornozelo (x, z).

Algumas das medições propostas tiveram inspiração nas medições tomadas em fotografias analógicas por [Sheldon, Stevens e Tucker \(1940\)](#), enquanto outras foram propostas deste trabalho, buscando traduzir a maior parte das informações do formato da silhueta do indivíduo para o conjunto de medições.

A partir destas medições diretas das imagens, foram propostas mais 17 indiretas (explicadas nos próximos parágrafos): envergadura; 11 perímetros (de pescoço, cintura, quadril, braço, cotovelo, antebraço, pulso, coxa, joelho, panturrilha, tornozelo); 4 razões (braço, antebraço, coxa, panturrilha); e a relação estatura/envergadura.

Como a envergadura corresponde à distância das pontas dos dedos de um indivíduo

Figura 34 – Eixos considerados.



Fonte: Adaptado de [Burian \(2015\)](#).

quando com braços abertos horizontalmente, esta era aproximada pela soma das medições obtidas: antebraço (y) + braço (y) + ombro (x) + braço (y) + antebraço (y).

Para a obtenção do perímetro, as partes do corpo envolvidas são aproximadas por elipses de diâmetros iguais às suas medições obtidas nos eixos x e z . Note que todas as partes em que os perímetros são calculados possuem medições nestas direções.

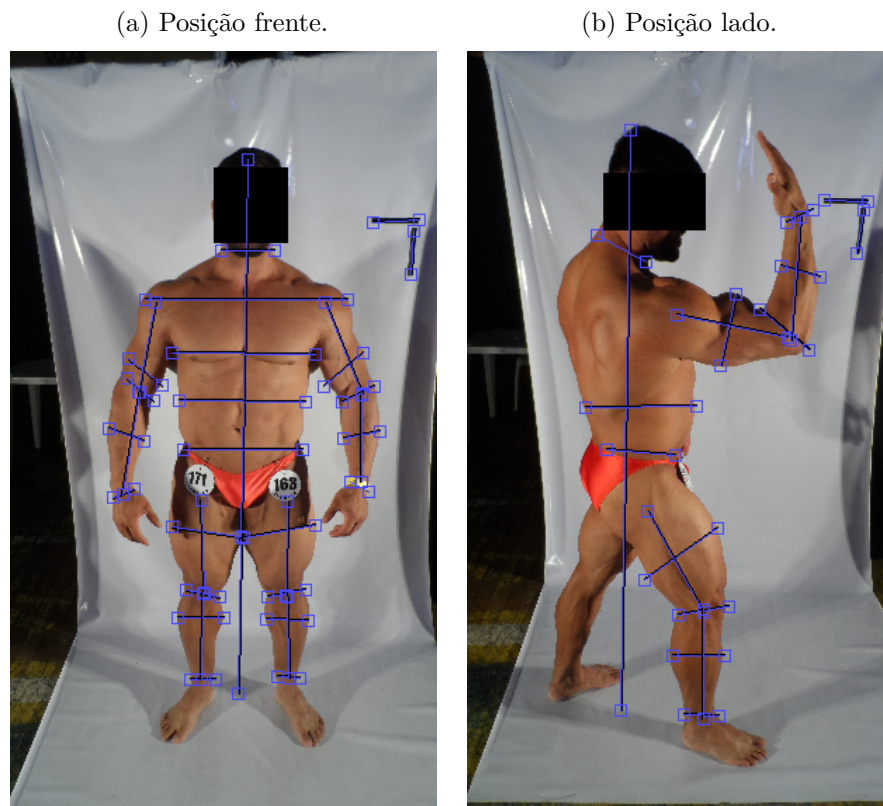
As medições de razão foram obtidas pela divisão da área da mesma elipse citada anteriormente pela medição da respectiva parte na direção y . Observe novamente que as partes em que são calculadas as razões possuem medições em todos os eixos.

Finalmente, a relação envergadura/estatura é obtida tomando a razão destes dois fatores.

Além destas medições, também foram adicionadas duas informações externas: sexo e massa corporal dos fisiculturistas. Assim, obtém-se um total de 48 características para os indivíduos da base (29 medições diretas, 17 indiretas, sexo e massa corporal).

Todas as medições propostas foram tomadas de maneira manual nas imagens digitais dos indivíduos da base de dados. A Figura 35 mostra um exemplo das medições tomadas em um indivíduo na posição frente. Observe que o conjunto de medições propostas neste trabalho cobre satisfatoriamente a silhueta do indivíduo.

Figura 35 – Exemplos de imagens com as medições tomadas manualmente em um indivíduo.



Fonte: O próprio autor.

5.2 Seleção das Características

Para identificar as medições mais relevantes dentre as propostas para cada uma das três componentes do somatotipo, foi realizada uma Otimização Multiobjetivo com Algoritmo Genético. As configurações do GA são: população de 200 indivíduos, máximo de 100 gerações, cruzamento e mutação uniformes e seleção por torneio de tamanho 4 (2% da população). Cada indivíduo correspondia a um vetor *bitstring* de 48 posições indicando se a *i*-ésima característica seria ou não selecionada. A otimização tinha dois objetivos a minimizar: a quantidade de medições a ser extraída da imagem e o erro quadrático médio obtido por uma Rede Neural Artificial Perceptron Multi Camada utilizando somente as características selecionadas.

A MLP possui 10 neurônios na camada oculta, com função de ativação *tansig* nos neurônios desta camada e função linear no único neurônio da camada de saída. As MLP foram treinadas com o algoritmo de treinamento Levenberg-Marquardt com 1000 épocas, taxa de aprendizado de 0,05 e o método *Leave-One-Out* foi empregado para a divisão da base de dados. Note que a MLP utilizada possui apenas um neurônio na camada de saída pois a seleção de características é realizada separadamente para cada componente do somatotipo.

Para se obter uma características A não necessariamente é preciso tomar a mesma quantidade de medições nas imagens que para se obter uma outra característica B . Por exemplo, medir a cintura na direção x requer apenas uma medição na posição frente, enquanto estimar seu perímetro requer duas medições (nas direções x, z) e ainda, sexo e massa corporal não requerem nenhuma medição na imagem. Essas ponderações foram consideradas pela função objetivo, afim de minimizar de fato a quantidade de medições tomadas nas imagens (e não simplesmente o tamanho do vetor de características).

5.3 Resultados da Otimização

A Figura 36 mostra as fronteiras de Pareto obtidas da otimização proposta para cada uma das componentes do somatotipo. Observe que todas as curvas são monótonas decrescentes e aproximadamente côncavas para cima pois a otimização trata da minimização de duas funções objetivo.

Cada ponto de cada fronteira de Pareto está relacionado com um conjunto de medições selecionadas pela otimização. Porém, para cada componente do somatotipo, é preciso selecionar segundo algum critério um único conjunto de medições, isto é, um único ponto da fronteira de Pareto. A escolha dos conjuntos de medições será feita ao mesmo tempo que das técnicas de regressão.

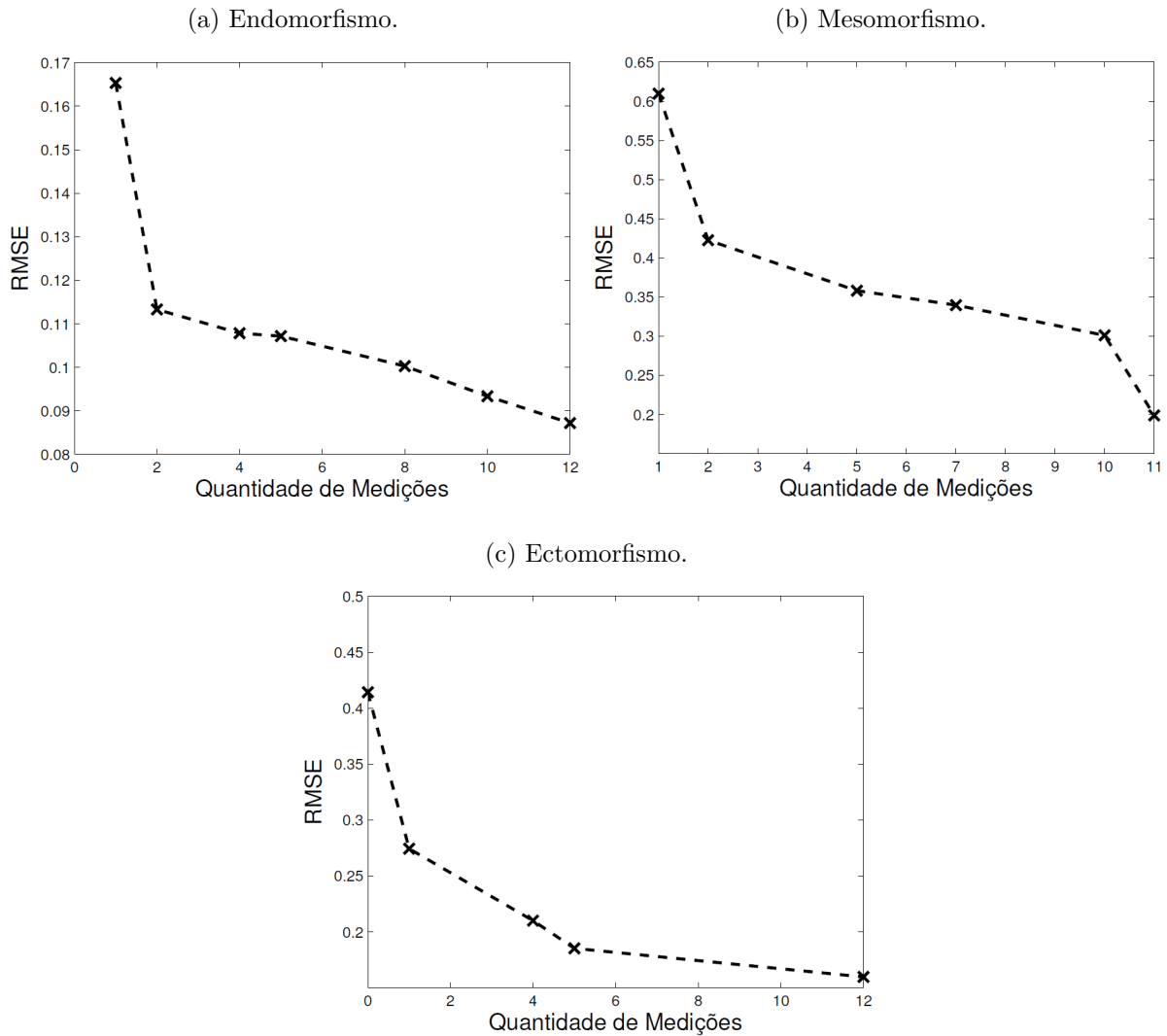
5.4 Metodologia da Seleção dos Conjuntos de Medições e Técnicas de Regressão

Quatro técnicas de regressão foram avaliadas neste trabalho para mapear um dado conjunto de medições no somatotipo dos indivíduos. São elas: Regressão Ingênua (RI), Árvore de Regressão (AR) e duas Redes Neurais Artificiais (RNA): Perceptron Multi Camada (MLP) e *General Regression Neural Network* (GRNN).

As técnicas RI e AR não necessitam de parâmetros de ajuste (foi utilizada a configuração padrão do *software* Matlab® para a AR). Para a MLP, o número de neurônios da camada oculta foi variada de 2 a 20 em múltiplos de 2 e o restante dos parâmetros foi o mesmo descrito na Seção 5.2 — Seleção das Características. A GRNN só necessita um parâmetro de ajuste: o desvio padrão das gaussianas utilizadas. Foi proposto que este parâmetro fosse avaliado com os valores 0,001; 0,01; 0,05; 0,10; 0,15; 0,20; 0,25; 0,40; 0,60; 0,80; 1,00; 2,00; 5,00; e 10,00.

A avaliação das técnicas de regressão ocorre da seguinte forma. Inicialmente, 25% da base de dados é aleatoriamente separada para validação. Para as técnicas que precisam de ajuste de parâmetros, um valor de RMSE é obtido para cada configuração de parâmetro

Figura 36 – Fronteiras de Pareto da otimização multiobjetivo.



Fonte: O próprio autor.

sobre o conjunto de validação. A configuração com o menor valor de RMSE é então avaliada utilizando-se o método *Leave-One-Out*, aplicado apenas sobre os 75% restantes dos dados. Para as técnicas que não precisam de parâmetros de ajuste, a avaliação era direta sobre os 75% dos dados, também utilizando-se o método *Leave-One-Out*.

Para cada componente do somatotipo, este procedimento é repetido 50 vezes para cada técnica de regressão e para cada conjunto de medições da fronteira de Pareto obtida na etapa de seleção de características (Seção 5.2). A cada realização, todas as métricas citadas na Seção 3.10 são levantadas. O par (conjunto de medições, técnica de regressão) que obtivesse menor RMSE é então selecionado, definindo tanto o conjunto de medições, quanto a técnica de regressão para mapear tal conjunto no somatotipo dos indivíduos (isto para cada componente do somatotipo separadamente).

O conjunto de medições selecionado da forma descrita não está associado necessariamente ao ponto mais abaixo dos gráficos da Figura 36. Os pontos pertencentes à

fronteira de Pareto são, por definição, aqueles com RMSE mínima encontrada na etapa de seleção de características pelo GA em alguma geração. Enquanto que as RMSE obtidas como descrito nesta seção resultam de uma média de 50 realizações e, portanto, mostra-se ser uma abordagem mais robusta e confiável.

5.5 Resultados da Seleção dos Conjuntos de Medições e Técnicas de Regressão

Os conjuntos selecionados para estimar cada uma das três componentes do somatotipo possuem 5 medições cada, totalizando 11 medições distintas. A Tabela 1 mostra cada conjunto de medições selecionado para cada componente do somatotipo.

Tabela 1 – Medições selecionadas pelo algoritmo genético (em negrito as que se repetem).

Endomorfismo	Mesomorfismo	Ectomorfismo
Sexo	Estatura (y)	Sexo
Estatura (y)	Quadril(x)	Quadril(x)
Busto (x)	Tornozelo (x)	Braço (x)
Quadril(x)	Coxa (z)	Coxa (x)
Joelho (z)	Braço (Razão)	Braço (y)

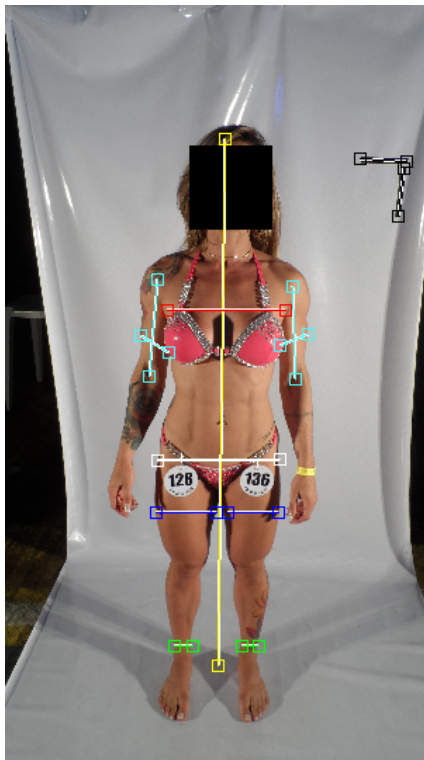
Note que a quantidade de medições selecionadas é relativamente reduzida e, como o sexo é uma informação externa, isto é, que não será obtida da imagem, segue que o somatotipo é estimado com apenas 10 informações colhidas da imagem corporal do indivíduo. Esta é a mesma quantidade de informações necessárias para o método de [Heath e Carter \(1967\)](#), mas sem a necessidade de aparelhos ou antropometristas especializados — apenas com a imagem.

Note também que todas as medições selecionadas podem ser obtidas com apenas duas posições do indivíduo. A Figura 37 mostra um exemplo de indivíduo nas duas posições finais consideradas (frente e lado). Observe que todas as medições da Tabela 1 são obtidas apenas destas duas posições. As medições mostradas na Figura 37 são das cores: preta, para as marcações de referência; vermelha, para medições que são pertinentes apenas para a componente de endomorfismo; verde: apenas para o mesomorfismo; azul: apenas para o ectomorfismo; amarela: endo- e mesomorfismo; ciano: meso- e ectomorfismo; branca: todas as componentes do somatotipo.

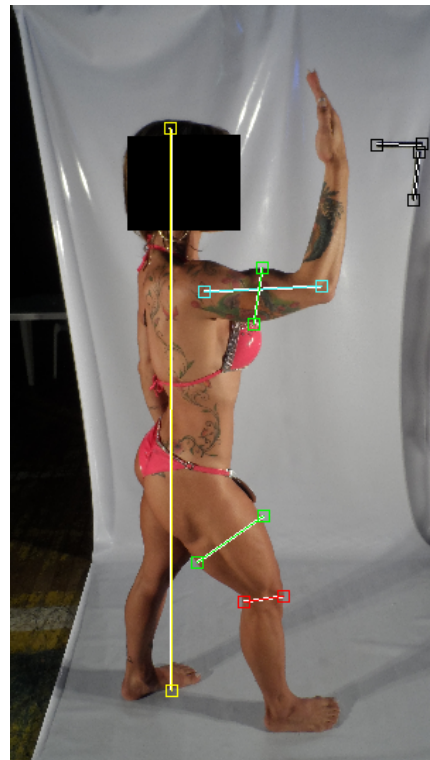
Note que das 10 informações necessárias de se extrair da imagem, 9 delas são medições tomadas diretamente da imagem corporal do indivíduo, enquanto uma única é uma função de outras medidas — Braço (Razão), selecionada para estimar o mesomorfismo. Como explicado na seção 5.1, esta medida necessita das informações de Braço em todas as direções (x, y, z) para ser calculada. Porém, Braço (x, y) já são informações que foram

Figura 37 – Posições finais consideradas.

(a) Posição frente.



(b) Posição lado.



Fonte: O próprio autor.

selecionadas para estimar a componente de ectomorfismo. Por esta razão, estas medições são pertinentes para ambas componentes de meso- e ectomorfismo e assim estão na cor ciano na Figura 37 (e não na cor azul). Observa-se portanto que para a obtenção das 10 informações necessárias para estimar o somatotipo, é necessário extrair também 10 medições na imagem.

A Tabela 2 mostra as métricas obtidas para cada técnica de regressão sobre os conjuntos de medições selecionadas. As técnicas que apresentaram RMSE mínima para tais conjuntos foram a GRNN para a componente de endomorfismo e a MLP para as componentes de meso- e ectomorfismo. Tais técnicas também foram as que apresentaram erro mínimo do ponto de vista das métricas MAPE e MAE para suas respectivas componentes do somatotipo.

As técnicas avaliadas apresentaram relativamente pouca polarização, refletido no baixo valor de ME encontrado. Em particular, a técnica RI apresentou polarização nula, fato que ocorreu devido à abordagem *Leave-One-Out* empregada, como é demonstrado no Apêndice B.

As técnicas AR, MLP e GRNN conseguiram uma melhoria relativamente alta em relação à RI para as componentes de meso- e ectomorfia do ponto de vista das métricas MAPE, MAE e RMSE, o que foi de acordo com o esperado. Entretanto, a estimativa da

Tabela 2 – Métricas das técnicas de regressão sobre os conjuntos de medições selecionados.

Endomorfismo				
Técnicas	ME	MAPE	MAE	RMSE
RI	0,0000 ± 0,0000	25,8597% ± 2,8777%	0,3327 ± 0,0255	0,4472 ± 0,0365
AR	0,0059 ± 0,0458	30,1447% ± 3,8209%	0,4094 ± 0,0463	0,5129 ± 0,0563
MLP	-0,0145 ± 0,0647	26,5767% ± 4,8567%	0,3608 ± 0,0655	0,4555 ± 0,0884
GRNN	-0,0074 ± 0,0181	23,0525% ± 2,8529%	0,3034 ± 0,0347	0,3990 ± 0,0434
Mesomorfismo				
Técnicas	ME	MAPE	MAE	RMSE
RI	0,0000 ± 0,0000	20,4078% ± 1,5970%	1,1099 ± 0,0803	1,3750 ± 0,0823
AR	-0,0582 ± 0,0759	12,0293% ± 1,8170%	0,7236 ± 0,1209	0,9477 ± 0,1471
MLP	0,0419 ± 0,1294	9,8254% ± 1,4634%	0,5808 ± 0,0943	0,7693 ± 0,1371
GRNN	0,0878 ± 0,0481	10,5548% ± 1,0963%	0,6342 ± 0,0687	0,8698 ± 0,0787
Ectomorfismo				
Técnicas	ME	MAPE	MAE	RMSE
RI	0,0000 ± 0,0000	94,1534% ± 28,4139%	0,5563 ± 0,0378	0,6856 ± 0,0462
AR	0,0142 ± 0,0442	78,2520% ± 23,8801%	0,5902 ± 0,0768	0,7123 ± 0,0884
MLP	-0,0165 ± 0,0753	48,9407% ± 18,2691%	0,4439 ± 0,0705	0,5667 ± 0,1014
GRNN	-0,0443 ± 0,0365	67,9262% ± 17,8364%	0,4892 ± 0,0429	0,5816 ± 0,0435

endomorfia pelas técnicas de regressão abordadas não apresentaram resultados consideravelmente superiores à RI sob ótica das mesmas métricas.

Além disso, apesar de as técnicas AR, MLP e GRNN terem apresentado resultados relativamente melhores em relação à RI para o ectomorfismo, o erro foi considerado ainda relativamente alto, sob o ponto de vista da métrica MAPE. Entretanto, vale recordar que esta é a componente do somatotipo de mais fácil obtenção pelo método de [Heath e Carter \(1967\)](#), pois demanda apenas as informações de altura e massa corporal do indivíduo (Equações 2.4 e 2.6), medições que podem ser facilmente obtidas, quando não simplesmente informadas pela pessoa.

5.6 Considerações Finais do Capítulo

Este capítulo tratou da seleção do melhor conjunto de medições corporais possíveis de ser obtidas em imagens para estimar o somatotipo de fisiculturistas, do ponto de vista da RMSE. Para isto, um algoritmo genético em conjunto com uma rede neural artificial MLP foram configurados para buscar as soluções nesta otimização multiobjetivo. A técnica de regressão a ser empregada e o conjunto de medições da fronteira de Pareto foram selecionados visando RMSE mínima em uma busca exaustiva para cada componente do somatotipo.

Os resultados parciais obtidos mostram que com uma quantidade reduzida de medições corpóreas obtidas em imagens digitais é possível estimar o somatotipo do indivíduo razoavelmente. A componente de mesomorfismo foi a que apresentou estimativa mais confiável, fato que foi ligado à natureza da base de dados, que é de fisiculturistas, isto é, existe uma riqueza maior de informações nesta componente do somatotipo.

Foi observado também que as 10 medições corpóreas selecionadas para estimar o somatotipo podem ser obtidas com apenas duas imagens de um indivíduo: uma na posição frontal e outra na posição lateral.

6 Segmentação das Imagens

Para que seja possível extrair as medições corpóreas da imagem de um indivíduo, antes se faz necessário que seu corpo seja segmentado, bem como a marcação de fundo para posterior comparação.

Inicialmente, as imagens são redimensionadas para ter 1280 *pixels* de altura e a largura é calculada de forma a manter a proporção do redimensionamento. Feito isso, aplica-se um filtro passa-baixas gaussiano 3x3 de desvio padrão 0,5 em todas imagens da base. Estes passos são realizados, tanto para manter semelhantes os tamanhos das imagens da base, quanto para suavizá-las. A ideia é que cada região da imagem possa ser descrita de maneira mais geral e simples, sendo menos importantes seus detalhes. Isto facilita o processo de segmentação que será explicado neste capítulo.

6.1 Segmentação do Indivíduo

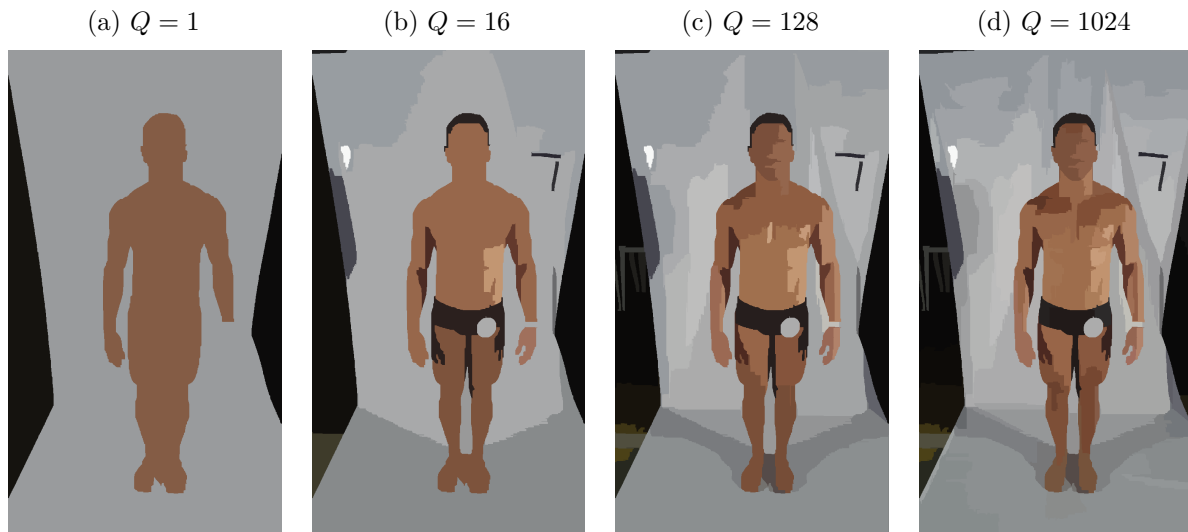
Seis passos são necessários para que a segmentação do indivíduo seja realizada:

- Agrupamento por SRM;
- Binarização pelo canal de saturação;
- Remoção de objetos laterais;
- Reconstrução de regiões de baixa intensidade;
- Fechamento de buracos;
- Remoção de objetos pequenos.

6.1.1 Agrupamento por SRM

Inicialmente, a técnica SRM foi utilizada para separar a imagem do indivíduo em regiões disjuntas. O parâmetro Q (o único do algoritmo) foi variado para encontrar aquele que se ajustasse mais ao problema deste trabalho. A Figura 38 mostra um exemplo de uma imagem da base particionada em regiões para diferentes valores de Q .

É desejável que o algoritmo SRM não particione na mesma região parte do indivíduo e parte do fundo. Observe que para $Q = 1$ (Figura 38a) a mão do indivíduo é segmentada junto com o fundo e, além disso, a região do fundo entre as pernas do mesmo é particionada junto com seu corpo. Para $Q = 16$ (Figura 38b) a sombra existente entre os pés do indivíduo é segmentada junto com seu corpo, o que também é indesejável.

Figura 38 – Ajuste do parâmetro Q para segmentação dos indivíduos da base.

Fonte: O próprio autor.

A partir de $Q = 128$ (Figuras 38c e 38d) o indivíduo não compartilha mais regiões com o fundo. Como a quantidade de partições aumenta se Q é maior, deve-se escolher o menor valor de Q tal que esta propriedade seja verificada. Portanto este parâmetro foi escolhido empiricamente em $Q = 128$.

Observe que para o valor ajustado (até mesmo para $Q = 1024$) o acessório da fita no pulso do indivíduo foi segmentada em conjunto com o fundo, deixando a mão deste desconexa do resto do corpo. Este é um artefato presente em algumas imagens da base, mas não prejudicial para o sistema proposto pois nenhuma das medições selecionadas — mostradas no Capítulo 5 — é alguma medição de pulso ou mão.

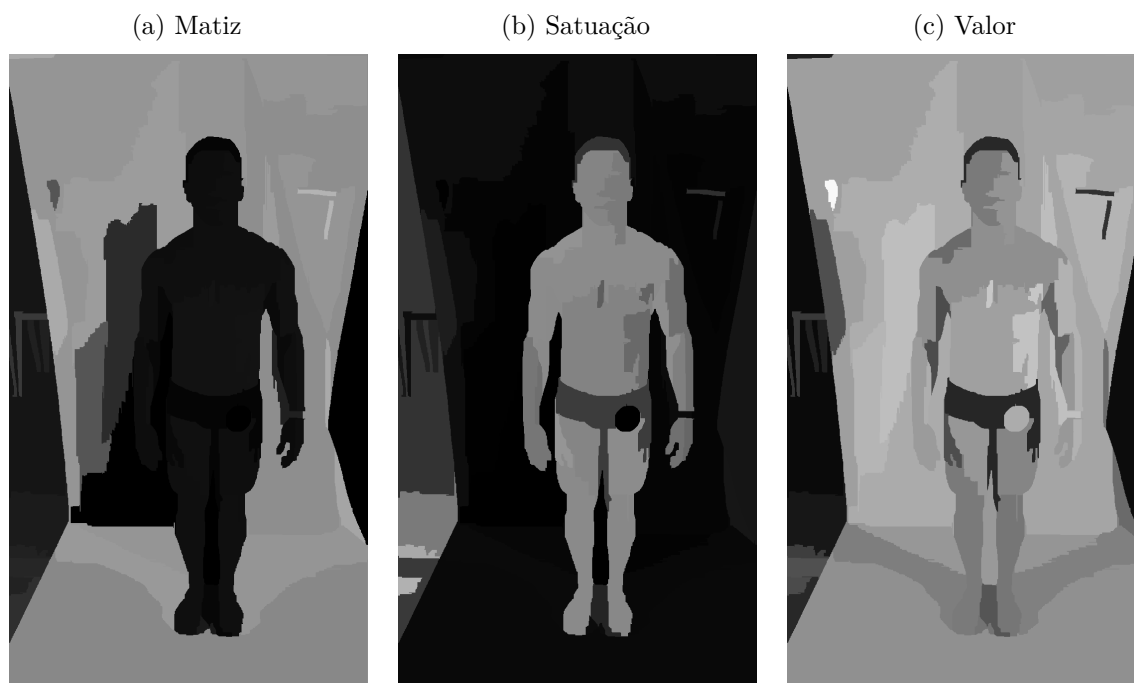
6.1.2 Binarização pelo Canal de Saturação

Após separada a imagem em regiões, observa-se os canais de matiz, saturação e valor (HSV) da mesma. A Figura 39 mostra tais canais obtidos da imagem da Figura 38c.

Observe que o canal de saturação é capaz de distinguir o indivíduo do fundo, o que era esperado, uma vez que o fundo é composto predominantemente pelas cores branco e preto, que possuem saturação baixa. A Figura 40 mostra a Binarização da imagem da Figura 39b pelo método de Otsu.

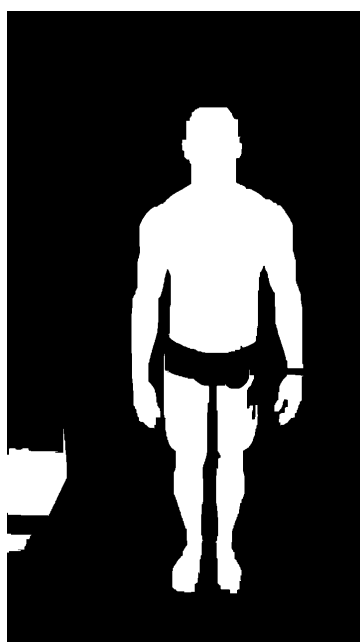
Note que esta é uma binarização razoável para tomar como ponto de partida para a segmentação do indivíduo. Alguns objetos indesejáveis foram binarizados com o corpo da pessoa (como o objeto à esquerda da Figura 40). Além disso, algumas outras regiões desejáveis não foram binarizadas (como o cabelo, a vestimenta ou a sombra na coxa do indivíduo à direita na imagem).

Figura 39 – Canais HSV da imagem 38c.



Fonte: O próprio autor.

Figura 40 – Binarização da imagem da Figura 39b pelo método de Otsu.



Fonte: O próprio autor.

Os próximos passos consistem em processamentos morfológicos na imagem binarizada, com o objetivo de remover objetos indesejáveis que foram segmentados e reconstruir objetos desejáveis que não foram segmentados.

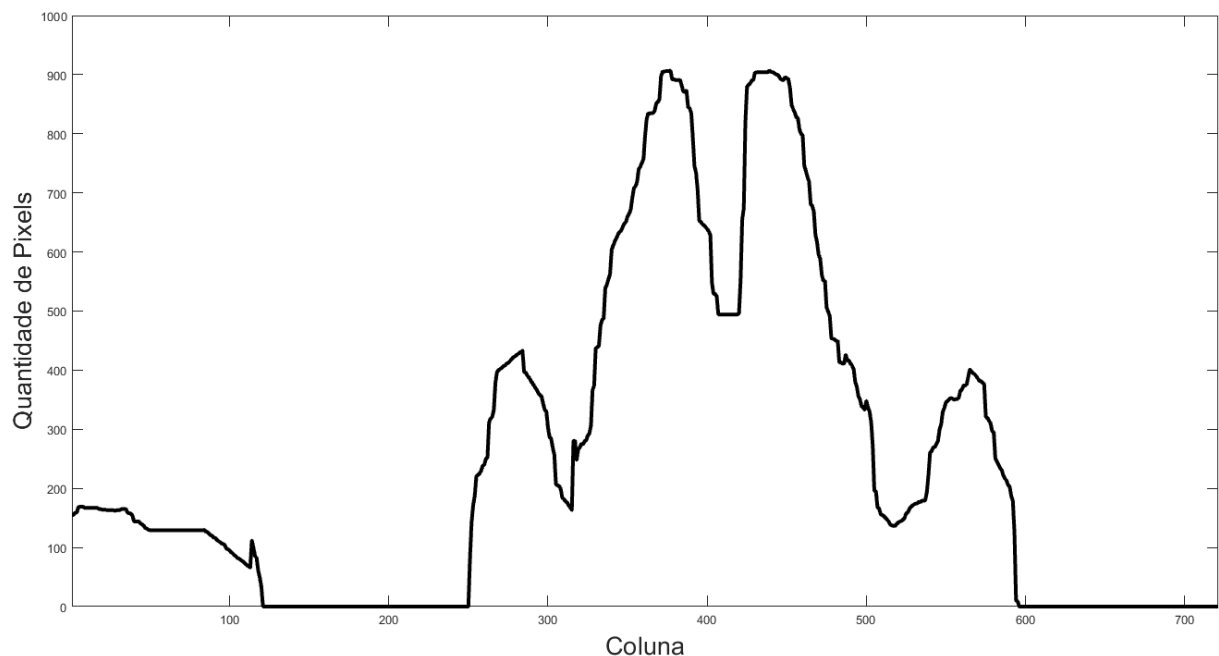
6.1.3 Remoção de Objetos Laterais

A binarização como descrita pode ou não manter o indivíduo em uma única componente conexa, a exemplo da imagem da Figura 40, onde é possível observar que o indivíduo foi fragmentado em 4 “objetos” distintos (tronco, perna esquerda, perna direita e mão à direita na imagem).

Como a binarização realizada segmenta a pele da pessoa e não segmenta a maioria do fundo (por este ser essencialmente em tons de cinza), espera-se que a área total da(s) componente(s) conexa(s) relativa(s) ao indivíduo seja maior que a área das outras componentes conexas que foram indesejavelmente segmentadas. Além disso, supõe-se que nos casos em que a pessoa não seja binarizada em uma única componente conexa, estas estarão verticalmente alinhadas, isto é, não existirá uma reta vertical que separe as componentes conexas do indivíduo em dois grupos sem que alguma destas componentes seja cortada pela reta.

O objetivo desta etapa é remover as regiões segmentadas que são laterais ao indivíduo. Para tal, conta-se a quantidade de *pixels* em cada coluna da imagem binarizada e então obtém-se um gráfico como o da Figura 41.

Figura 41 – Quantidade de *pixels* em cada coluna da imagem da Figura 40.



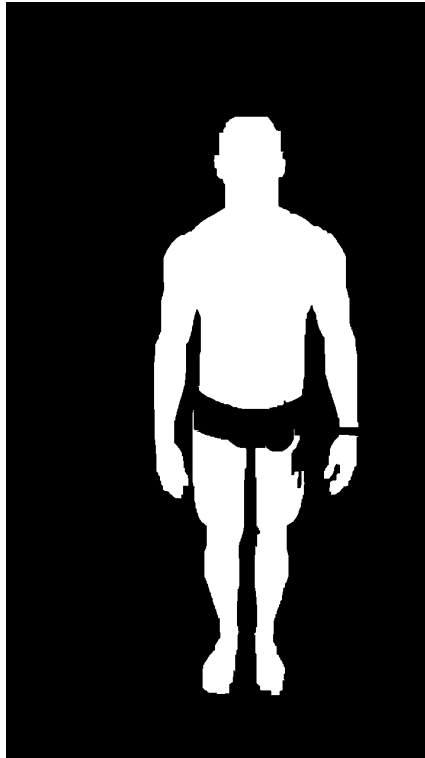
Fonte: O próprio autor.

Observe que o gráfico da Figura 41 possui duas regiões disjuntas onde a quantidade de *pixels* é positiva. A região que obtiver maior área abaixo do gráfico é escolhida e as demais são descartadas. É possível localizar no gráfico onde a região de maior área começa a ser positiva e onde ela termina. Estas correspondem às colunas inicial e final do objeto de interesse. Portanto, as colunas anteriores à coluna inicial e posteriores à final podem

ser zeradas.

A Figura 42 mostra a imagem binarizada após ter o objeto lateral removido desta forma.

Figura 42 – Objetos laterais removidos da imagem da Figura 40.



Fonte: O próprio autor.

Note que se fosse utilizada alguma técnica de remoção de objetos baseada em sua quantidade de *pixels*, as pernas do indivíduo e a parte superior de seu corpo seriam considerados objetos distintos, o que é indesejável. Por esta razão é importante que a contagem dos *pixels* descrita nesta seção seja feita por coluna, como descrito.

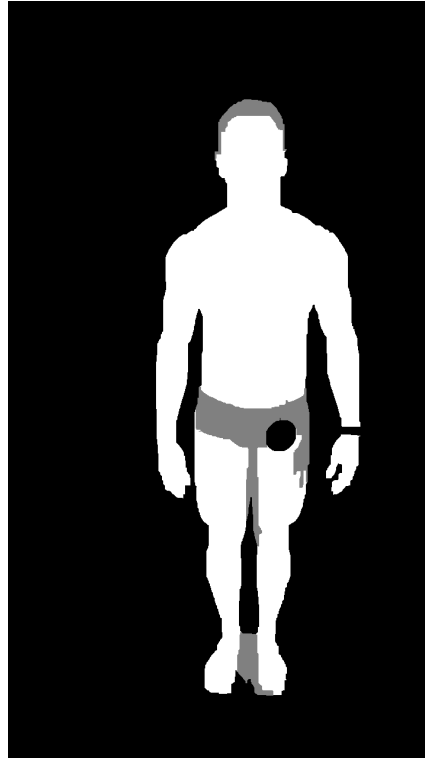
6.1.4 Reconstrução de Regiões de Baixa Intensidade

Regiões de baixa intensidade em geral possuem também baixa saturação e portanto não são segmentadas pela binarização proposta na seção 6.1.2. Entretanto, algumas regiões de baixa intensidade podem ser partes fundamentais da composição da silhueta do indivíduo, como regiões de sombras provocadas pela iluminação, vestimenta ou cabelo (nos casos em que estes sejam escuros).

É desejável reconstruir regiões de baixa intensidade que recuperem informações do indivíduo, isto é, não é de interesse obter as regiões de baixa intensidade que estejam longe do indivíduo. Desta forma, o limiar de Otsu é calculado para o canal de valor da imagem retornada pelo algoritmo SRM (Figura 39c). As regiões que possuem intensidade abaixo deste limiar calculado (regiões de baixa intensidade) e que são adjacentes a alguma

região já segmentada (Figura 42) são candidatas a regiões para reconstrução. A Figura 43 mostra (em cinza) as regiões candidatas a reconstrução da imagem da Figura 42.

Figura 43 – Regiões candidatas para reconstrução (em cinza) da imagem da Figura 42.



Fonte: O próprio autor.

Observe que três regiões são candidatas a reconstrução: cabelo, vestimenta e sombra entre os pés. As duas primeiras são de interesse que sejam reconstruídas, enquanto a última, não. Cada região candidata é testada para decidir se ela de fato será reconstruída.

A região de sombreamento entre os pés do indivíduo é comum de ser selecionada como uma região candidata entre as imagens da base de dados. Além disso, não ocorre de ser desejável que uma região próxima as pés ou canela do indivíduo seja reconstruída. Por este motivo, o primeiro teste consiste em verificar se a altura do centroide da região candidata é maior que 25% da altura total da imagem. Caso seja, a região passa no primeiro teste, caso contrário ela não será reconstruída.

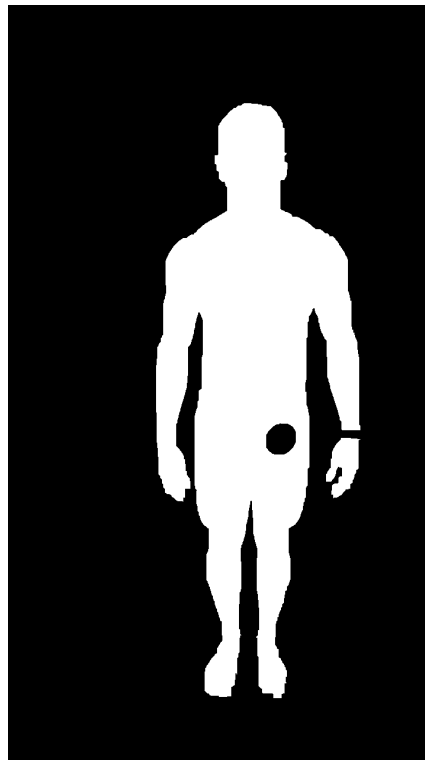
O segundo teste para reconstrução consiste na verificação da quantidade de componentes conexas da imagem. Se, ao reconstruir a região, a quantidade de componentes conexas da imagem diminui, entende-se que esta região candidata é a vestimenta do indivíduo, que conecta as diferentes partes do corpo do mesmo e portanto a região é reconstruída. Caso contrário, a candidata ainda será testada pelo terceiro teste.

O último teste consiste na verificação do aumento ou redução da razão perímetro/área do indivíduo segmentado caso a região candidata seja reconstruída. Em geral, a silhueta humana tende a ser suave, isto é, não possuir grande quantidade de concavidades

ou proeminências. Quanto mais suave uma curva, mais eficiente ela é em cercar uma área, dado seu perímetro. Portanto, se a relação perímetro/área diminui, entende-se que a candidata provoca uma mudança para uma região mais suave e portanto ela é reconstruída. Caso contrário, a região não é reconstruída.

Este último é o mais importante dos testes pois é comum que uma região candidata não esteja na parte inferior da imagem e também não uma componentes conexas distintas do indivíduo. Portanto, em geral, os dois primeiros testes são inconclusivos, sendo este último o teste fundamental para decidir se uma região candidata é ou não reconstruída. A Figura 44 mostra a imagem binarizada após as regiões de baixa intensidade serem construídas. Note que foram reconstruídas exatamente as regiões desejáveis.

Figura 44 – Imagem após reconstrução das regiões de baixa intensidade candidatas da imagem da Figura 43.



Fonte: O próprio autor.

6.1.5 Fechamento de Buracos

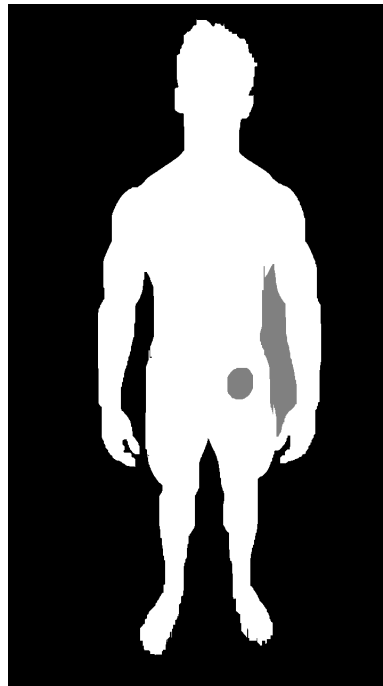
Nesta etapa, é desejável fechar os buracos causados naturalmente pelo acessório de numeração utilizado pelos fisiculturistas nos campeonatos (o buraco em forma circular na coxa à direita na imagem da Figura 44).

Inicialmente é realizada uma operação morfológica de fechamento na imagem utilizando como elemento estruturante uma máscara 5x5 de uns. Em seguida, são obtidos os buracos da imagem binarizada, candidatos a serem fechados. Um buraco em uma

imagem binarizada é uma componente conexa do complementar da imagem que não possui pontos da borda desta (primeira ou última linha ou coluna).

Como a imagem binarizada do indivíduo da Figura 44 possui apenas um buraco (e este é exatamente o buraco desejável de se fechar), a imagem de um outro indivíduo foi tomada na base de dados para exemplificar este passo do algoritmo. A Figura 45 mostra esta outra imagem de exemplo.

Figura 45 – Exemplo de imagem para fechamento de buracos (em cinza).



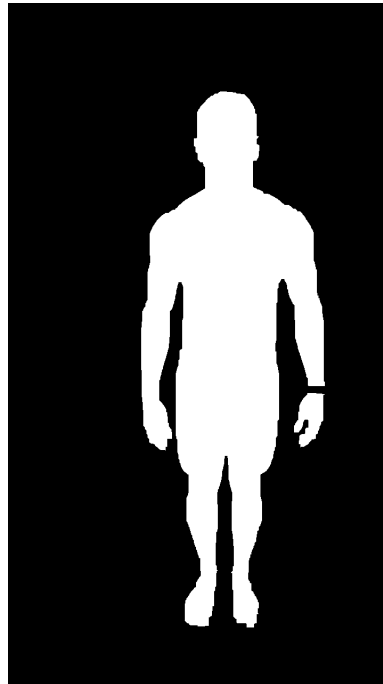
Fonte: O próprio autor.

Observe que a imagem da Figura 45 possui dois buracos: um circular na coxa à direita na imagem, correspondente ao acessório de numeração do campeonato de fisiculturismo (que é um buraco indesejável); e outro entre o braço à direita na imagem e o tronco do indivíduo (o qual é desejável de se manter).

Para decidir se um buraco deve ser fechado, calcula-se sua razão altura/largura. Note que para buracos aproximadamente circulares, esta razão resulta em um número próximo de 1, enquanto que para buracos como o outro existente na imagem da Figura 45, esta razão é maior que 1.

Assim, se a razão altura/largura do buraco estiver abaixo de um limiar, tal buraco é fechado e, caso contrário, a região não é fechada. Tal limiar foi definido empiricamente no valor de 2,1 e este passo remove corretamente todos os buracos indesejáveis e não elimina nenhum desejável para o limiar escolhido. A Figura 46 mostra o resultado deste procedimento de fechamento de buracos para a imagem da Figura 44.

Figura 46 – Imagem após fechamento de buracos da imagem da Figura 44.



Fonte: O próprio autor.

6.1.6 Remoção de Objetos Pequenos

Na última etapa da segmentação do indivíduo, deseja-se remover objetos pequenos da imagem, mantendo apenas a maior componente conexa da mesma.

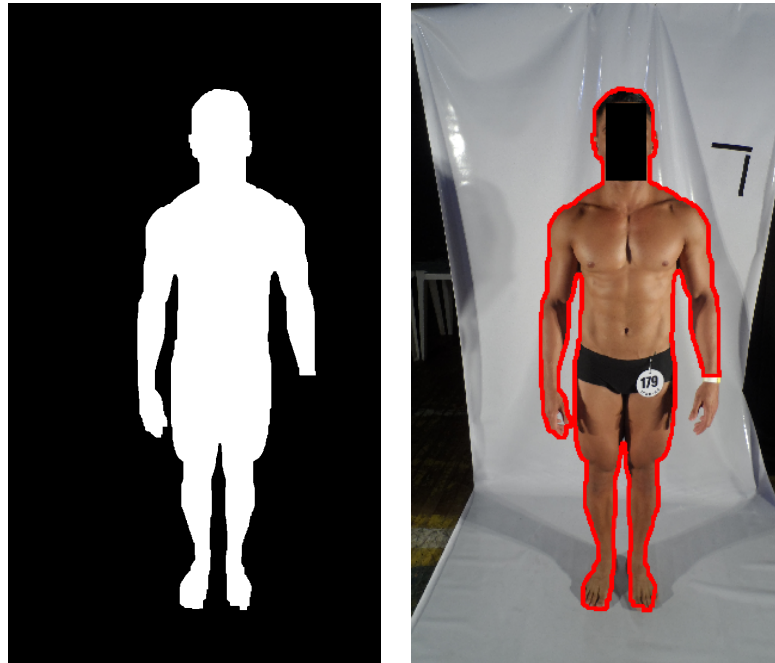
Para isso, primeiramente é realizada uma operação morfológica de abertura na imagem utilizando novamente como elemento estruturante uma máscara 5x5 de uns. Logo após, é contada a quantidade de *pixels* pertencentes a cada componente conexa da imagem e então apenas aquela com maior quantidade é mantida (as outras componentes conexas são removidas da imagem). A Figura 47 mostra o resultado obtido desta etapa de remoção de objetos pequenos para a imagem da Figura 46.

Observe que a mão do indivíduo à direita na imagem é removida. Tal artefato ocorre pois o acessório de fita no pulso necessário nos campeonatos de fisiculturismo possui cores cinza e amarela. Portanto, caso a cor cinza seja a mais aparente no ponto de vista da câmera, é comum que tal acessório seja particionado em conjunto com o fundo da imagem pelo algoritmo SRM (primeiro passo para segmentação).

Entretanto, tal efeito não prejudica o sistema de medições corpóreas proposto neste trabalho pois o conjunto de medidas selecionadas (mostradas no Capítulo 5) não contém nenhuma medição nas regiões do pulso ou da mão.

Observe também que esta etapa não poderia ser a primeira (ou uma das primeiras) a ser realizada, pois é possível que a binarização inicial retorne as pernas do indivíduo e a parte superior do seu corpo em componentes conexas distintas (Figura 40). Neste

Figura 47 – Remoção de objetos pequenos realizada na imagem da Figura 46 e contorno final da segmentação do indivíduo.



Fonte: O próprio autor.

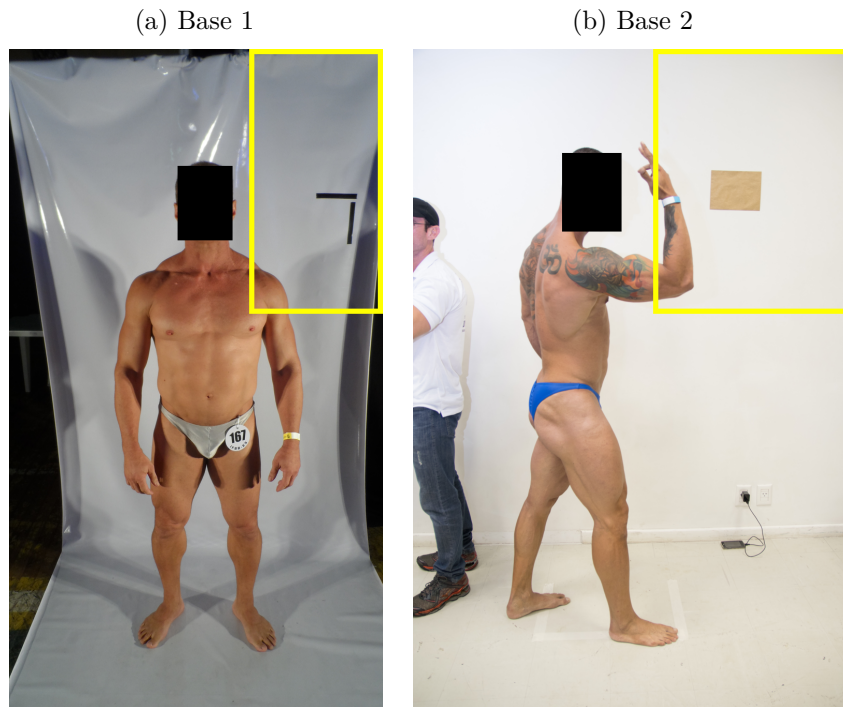
caso, apenas uma destas componentes seria mantida, o que consiste em uma segmentação inadequada.

6.2 Segmentação das Marcações

As marcações de tamanho conhecido ao fundo das imagens são objetos mais simples de se segmentar que os indivíduos. Entretanto, elas possuem formatos, cores e quantidades diferentes entre as bases de dados. Portanto, dois algoritmos de segmentação distintos (mas bastante semelhantes) tiveram que ser elaborados: um para cada base.

Como é de conhecimento que as marcações estão localizadas aproximadamente na região superior direita da imagem (para ambas bases de dados), primeiramente as imagens são cortadas. Toma-se apenas as l_1 linhas superiores e as c_1 colunas mais a direita das imagens da base 1 e, analogamente, as l_2 linhas acima e c_2 colunas mais a direita das imagens da base 2. Os valores de l_1 e l_2 foram tomados como sendo 40% da altura total da imagem, c_1 como 35% da largura total e c_2 é 45% da largura total da imagem. Estes valores foram ajustados empiricamente e todas as marcações das imagens da base de dados estão no interior desta região cortada. A Figura 48 mostra exemplo de duas imagens da base de dados e suas respectivas regiões onde os cortes são feitos.

Figura 48 – Exemplo da região de corte das imagens da base de dados para segmentação das marcações.



Fonte: O próprio autor.

Observe que as marcações estão de fato localizadas no interior do retângulo amarelo das imagens da Figura 48, regiões onde estas serão cortadas. Note também que é possível que partes do corpo do indivíduo sejam tomadas nesta região.

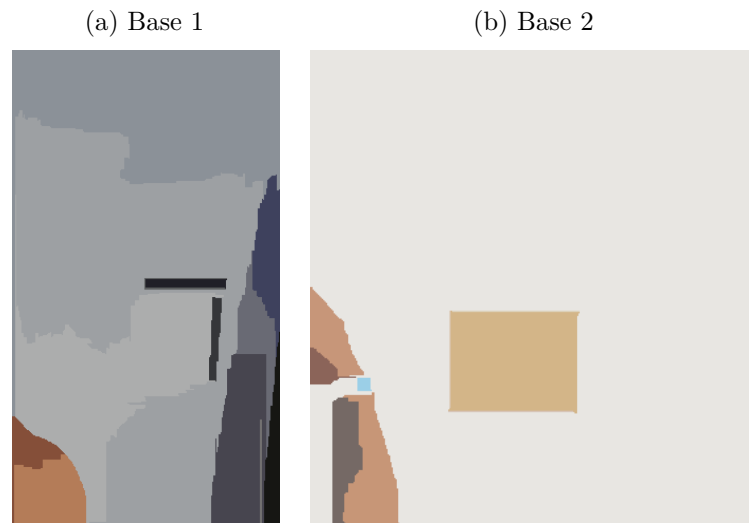
Aplica-se então o algoritmo SRM para particionar a parte cortada das imagens em regiões semelhantes, com parâmetro Q novamente ajustado em 128. A Figura 49 mostra o resultado destas partições para as imagens da Figura 48 cortadas.

Para a primeira base de dados, a marcação é essencialmente da cor preta. Então, a imagem retornada pelo algoritmo SRM é binarizada tomando as regiões que cumprem com três critérios.

1. A região deve possuir intensidade abaixo do limiar dado pelo método de Otsu para este canal.
2. A região deve possuir saturação abaixo do limiar dado pelo método de Otsu para este canal.
3. A região não deve conter *pixels* da borda da imagem cortada.

Já para a segunda base de dados, a marcação é de uma cor com mais saturação. Logo, a imagem retornada pelo SRM é binarizada baseado em dois critérios.

Figura 49 – Resultado do algoritmo SRM aplicado aos cortes das imagens da Figura 48.

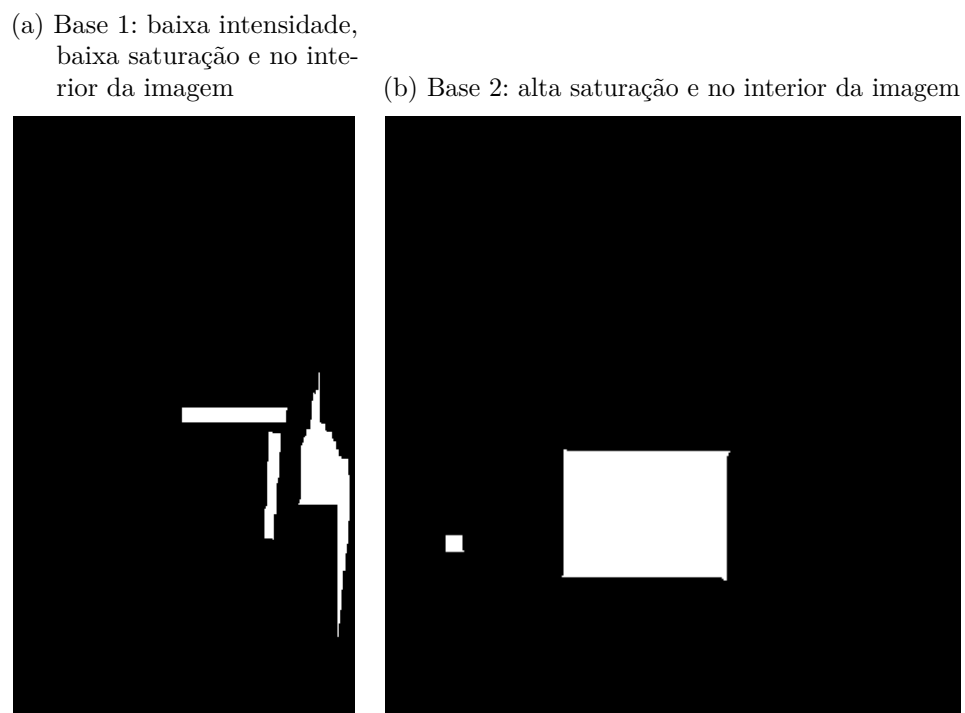


Fonte: O próprio autor.

1. A região deve possuir saturação acima do limiar dado pelo método de Otsu para este canal.
2. A região não deve conter *pixels* da borda da imagem cortada.

A Figura 50 mostra a binarização das imagens da Figura 49 segundo os critérios supracitados.

Figura 50 – Binarização realizada nas imagens da Figura 49 segundo critérios mostrados.



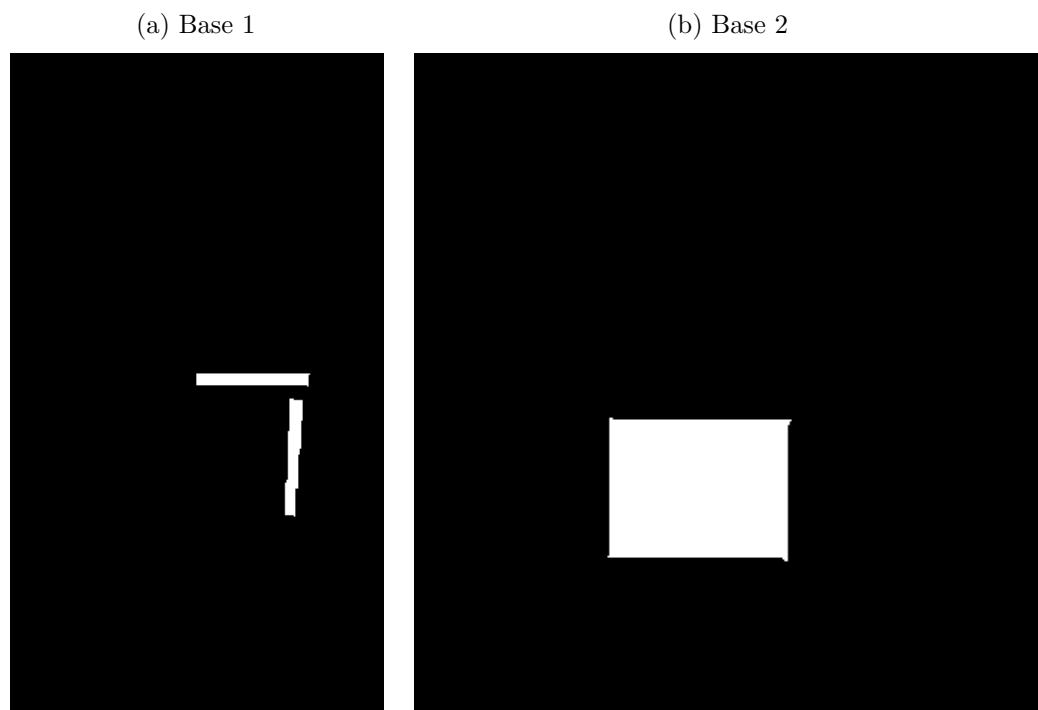
Fonte: O próprio autor.

É de conhecimento que as imagens da primeira base possuem duas marcações (pretas), enquanto que as imagens da segunda base possuem uma única marcação (relativamente maior que as marcações da primeira base). Entretanto, note que a imagem da Figura 50b possui duas componentes conexas distintas. O retângulo menor binarizado é devido a um pequeno quadrado azul particionado pelo algoritmo SRM referente a uma parte da fita do braço do indivíduo da imagem. Analogamente, a imagem da Figura 50a possui três componentes conexas distintas, sendo uma delas proveniente de uma sombra na superfície branca de fundo.

Assim, para a primeira base de dados, caso a imagem binarizada possua mais de duas componentes conexas distintas, são mantidas apenas aquelas que possuem menor intensidade na região correspondente dada pelo algoritmo SRM aplicado anteriormente (toma-se as duas regiões mais escuras). Já para a segunda base de dados, caso exista mais de uma componente conexa na imagem binarizada, mantém-se aquela de maior área (quantidade de *pixels* da componente).

A Figura 51 mostra o resultado obtido da remoção dos objetos indesejavelmente binarizados e a segmentação final das marcações de referência obtida.

Figura 51 – Segmentação das marcações de referências.



Fonte: O próprio autor.

6.3 Considerações Finais do Capítulo

Neste capítulo foi apresentado o algoritmo de segmentação tanto do indivíduo quanto da marcação das imagens da base de dados deste trabalho. Destaca-se que foi desenvolvido um único algoritmo que é capaz de segmentar os indivíduos de ambas as bases de dados, mesmo que as condições de aquisições tenham sido distintas. Para as marcações, os algoritmos foram ligeiramente distintos por adversidades geométricas e, principalmente, diferenças de cor e quantidade das marcações.

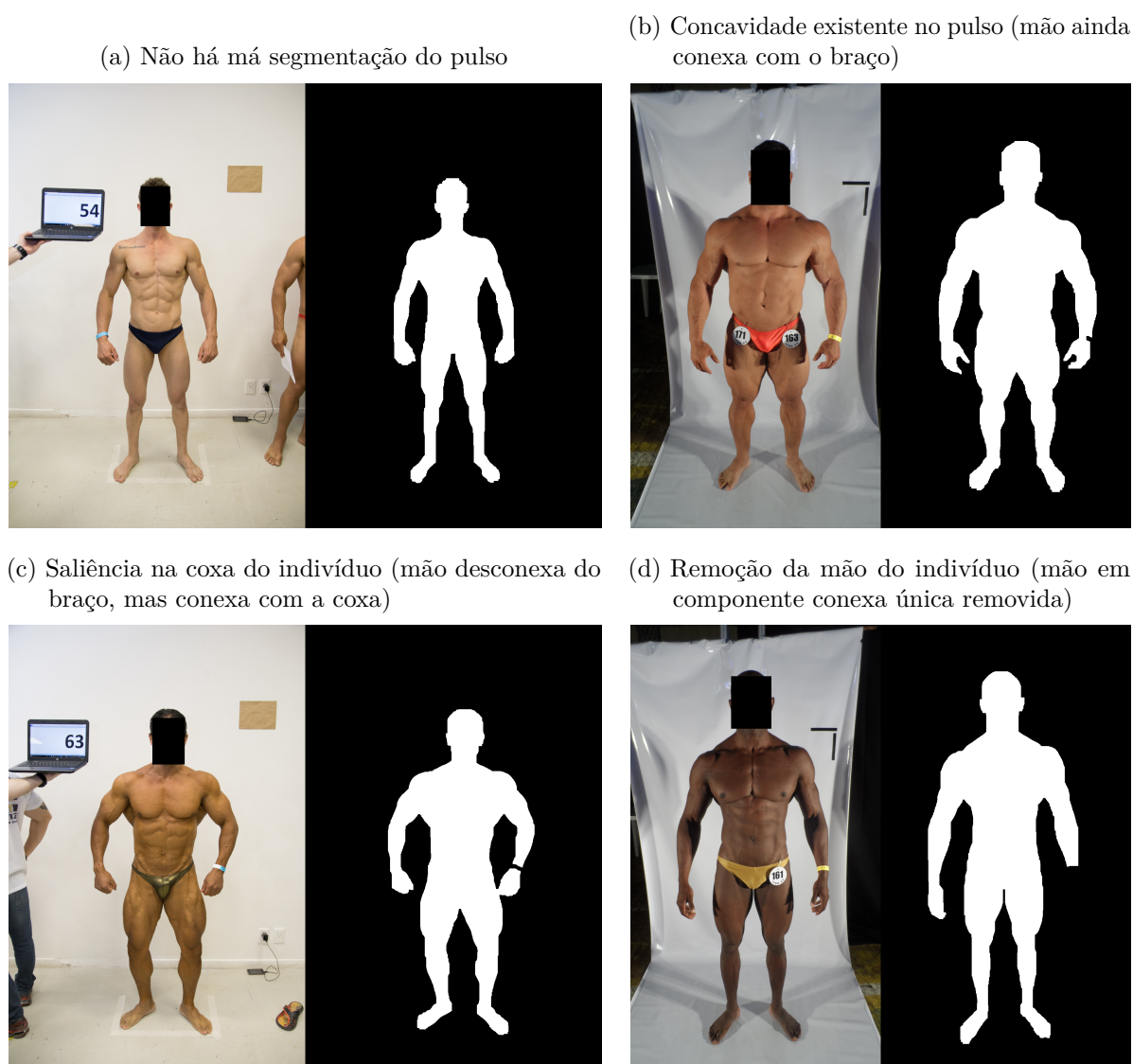
Em geral, os indivíduos são satisfatoriamente segmentados em grande parte de seu corpo. Entretanto, por causa da fita no pulso (que possui a cor cinza, próxima à do fundo), é comum que em algumas imagens o algoritmo SRM particione este acessório junto com o fundo, causando concavidades no braço segmentado do indivíduo, ou desconexidade da mão com o resto do braço. Quando este último ocorre, duas situações são possíveis.

A primeira é caso a mão do indivíduo não esteja conexa com nenhuma outra parte de seu corpo. Neste caso, a mão se torna uma componente conexa isolada e é removida posteriormente pelo algoritmo. Neste caso, o indivíduo segmentado está sem este membro o que, novamente, não prejudica a extração de medições.

A segunda situação possível é quando a mão está desconexa do braço, mas no ponto de vista da câmera está conexa com a coxa do indivíduo. Neste caso, a mão não é removida (por não ser uma componente conexa única) e ela representa uma grande saliência da coxa, o que precisará de um tratamento especial a posteriori, durante a medição da coxa e do quadril.

A Figura 52 mostra exemplos dos efeitos comentados nesta seção.

Figura 52 – Exemplos de segmentação de indivíduos da base.



Fonte: O próprio autor.

7 Extração Automática de Medições

Este Capítulo trata dos algoritmos de extração automática das medições tanto das marcações de referência, quanto das 10 medidas selecionadas no Capítulo 5 para estimar o somatotipo:

- Estatura (y);
- Busto (x);
- Tornozelo (x);
- Quadril (x);
- Coxa (x);
- Braço (y);
- Braço (x);
- Braço (z);
- Joelho (z);
- Coxa (z).

onde a informação do Braço (Razão) é calculada a partir das medições de Braço (x, y, z), como explicado na Seção 5.1. A ordenação dos itens acima foi dada pela sequência em que elas são obtidas.

Dois algoritmos são elaborados, um para extrair as medições se o indivíduo está na posição frente e outro se está na posição lado. Será calculada a média de medições que forem extraídas múltiplas vezes para um resultado mais robusto (e.g. a estatura (y) pode ser extraída do indivíduo das duas posições). Além disso, é desenvolvido um critério para identificação automática da posição em que o indivíduo está na imagem. Assim, dada uma imagem segmentada, é possível identificar de maneira automática sua pose e, portanto, realizar as medições pertinentes àquele posicionamento.

7.1 Identificação Automática de Pose

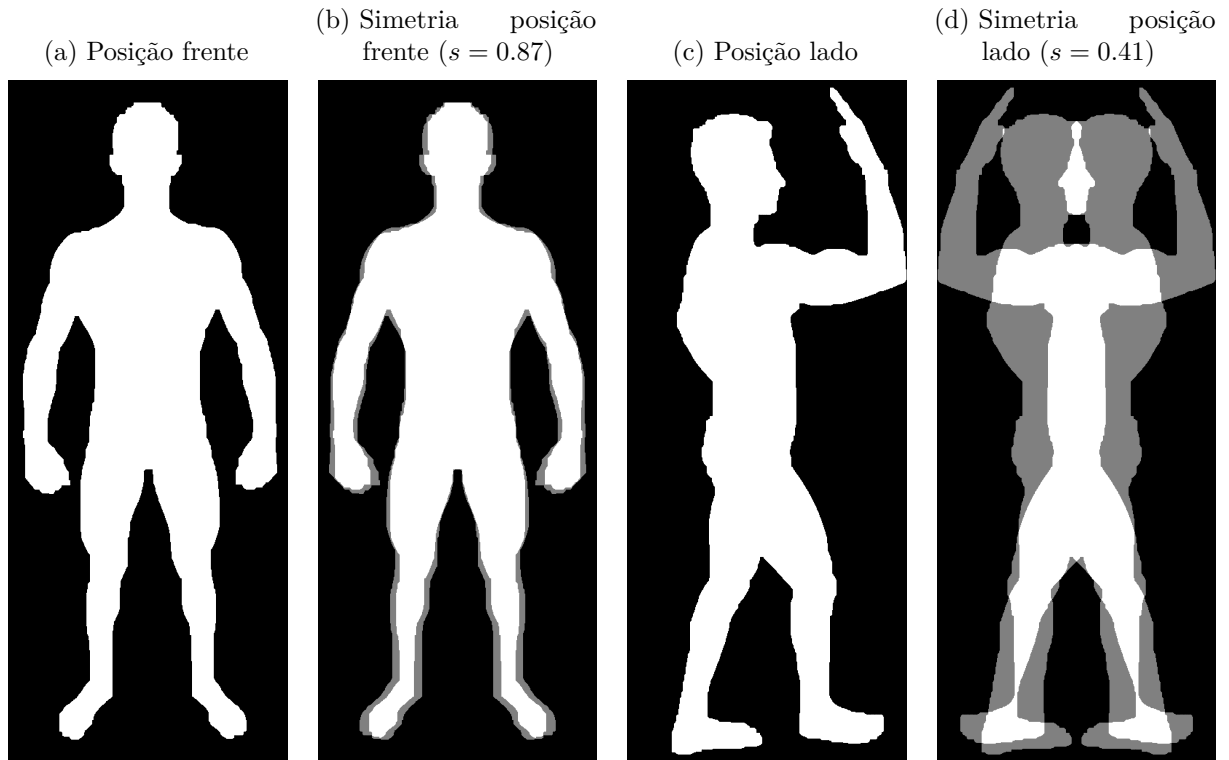
Para identificar a posição de um indivíduo em uma imagem, é explorada a propriedade de simetria — segmentações de indivíduos na posição frente tendem a ser mais simétricas que na de lado. Assim, a imagem I de um indivíduo é refletida em relação à reta vertical que passa pelo seu centroide, gerando a imagem R . Desta forma, é calculado o coeficiente de simetria s da imagem, dado pela Equação 7.1.

$$s = \frac{A(I \cap R)}{A(I \cup R)} \quad (7.1)$$

onde $A(X)$ denota a área do conjunto X (o que equivale à quantidade de *pixels*, já que as imagens são digitais). Observe que s pode assumir valores de 0 a 1, sendo 0 se e somente se I e R são disjuntos e 1 se e somente se $I = R$ (imagem perfeitamente simétrica).

A Figura 53 mostra exemplo de imagens de um indivíduo nas posições frente e lado e as respectivas simetrias em relação à reta vertical que passa pelo centroide da imagem. Nas imagens de simetria, a cor branca foi utilizada para os *pixels* de $I \cap R$, cinza para os de $I \setminus R$ ¹ ou $R \setminus I$ (está em um dos dois, mas não está no outro) e preta caso o *pixel* não pertença a $I \cup R$. Observe que a simetria da imagem de frente é maior que da de lado, refletido no maior valor de s .

Figura 53 – Exemplos de imagens segmentadas de um indivíduo e suas simetrias.



Fonte: O próprio autor.

Caso o coeficiente de simetria s seja maior que 0.54, a imagem é classificada como frente e, caso contrário, como lado. Este limiar foi determinado empiricamente e todas as imagens segmentadas da base foram classificadas corretamente para este valor.

¹ A notação matemática de “ \setminus ” denota diferença entre conjuntos.

7.2 Posição Frente

Dentre as medições selecionadas, as possíveis de se extrair da posição frente são:

- Estatura (y);
- Busto (x);
- Tornozelo (x);
- Quadril (x);
- Coxa (x);
- Braço (y);
- Braço (x).

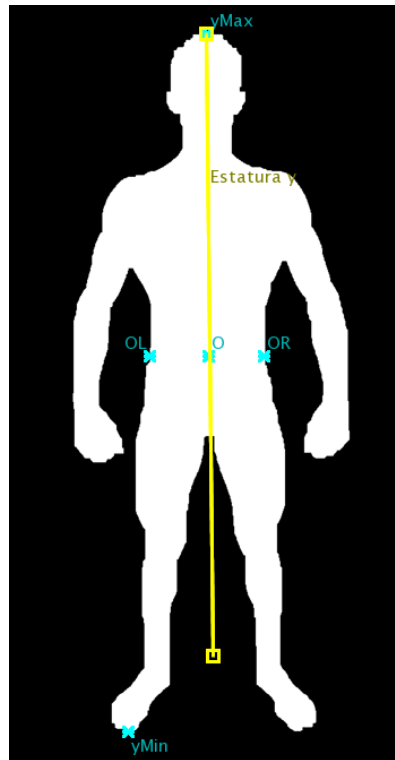
Extrair uma medição da imagem do indivíduo equivale a encontrar dois pontos em relação àquela medida: onde ela começa e termina. Para tal, alguns pontos auxiliares são determinados anteriormente e cada um deles é rotulado por uma letra ou uma pequena sequência de letras. Esta rotulação é dada de tal forma que, ao final das medições, os pontos auxiliares estão em ordem alfabética quando lidos de cima para baixo na imagem (com exceção do centroide e dos pontos de altura máxima e mínima do indivíduo).

É de conhecimento que o lado esquerdo do indivíduo está representado à direita na imagem e vice-versa. Entretanto, para facilidade do entendimento do leitor, os lados do indivíduo sempre serão referenciados em relação à imagem (e não em relação ao lado real deste). Desta forma, a “coxa direita do indivíduo” se referencia à coxa que está representada à direita na imagem (que corresponderia à coxa esquerda do indivíduo). É comum concatenar as letras “ L ” ou “ R ” ao final do rótulo de algum ponto auxiliar p para indicar outros pontos auxiliares na mesma altura de p , porém mais à esquerda (“ L ”) ou à direita (“ R ”). Ao longo do algoritmo, uma série de parâmetros é ajustada empiricamente para obter as medições desejadas.

São muitos os pontos auxiliares e medições e suas definições podem parecer mais complicadas que realmente são se apenas lidas. Por isso é fortemente aconselhável que parágrafo a parágrafo a informação lida seja comparada com o que se vê na imagem referenciada na seção para melhor compreensão do texto.

7.2.1 Estatura (y)

Inicialmente, encontra-se o centroide do indivíduo O e, à mesma altura de O , são definidos os pontos OL e OR como a primeira borda à esquerda e à direita de O , respectivamente. Além destes, são tomados também os pontos auxiliares $yMax$ e $yMin$ referentes aos pontos de maior e menor altura do indivíduo, respectivamente. A Figura 54 mostra estes pontos auxiliares obtidos a partir da imagem da Figura 53a. Observe que o ponto de $yMin$ pode estar tanto no pé esquerdo quanto no direito do indivíduo.

Figura 54 – Pontos auxiliares O , OL , OR , $yMax$, $yMin$ e estatura (y).

Fonte: O próprio autor.

Não seria adequado utilizar $yMax$ para definir o ponto inicial (superior) da estatura (y). Isto, pois é desejável que este ponto esteja centralizado no contorno superior da cabeça do indivíduo (e não é garantido que $yMax$, o ponto de maior altura, esteja centralizado como desejado). Nas considerações finais deste capítulo (Seção 7.5) será mostrado um exemplo desta situação.

Sendo assim, o seguinte procedimento é realizado para se obter o ponto inicial de medição de estatura (y). Corta-se o indivíduo horizontalmente a uma altura tomada a 90% da distância vertical de O a $yMax$ e toma-se o centroide da região acima deste corte. Buscando verticalmente o primeiro ponto de borda acima deste centroide define-se o ponto inicial da estatura (y).

Analogamente para o ponto final, corta-se a imagem com uma reta r horizontal a uma altura tomada a 80% da distância vertical de O a $yMin$. O ponto final da estatura (y) é tomado como a projeção em r do centroide da região abaixo desta reta.

Observe que a estatura (y) marcada na imagem da Figura 54 corresponde ao desejado. Note que as pontas dos pés do indivíduo aparentam estar abaixo de seu calcanhar na imagem e por esta razão o ponto final da estatura (y) é tomado aproximadamente neste membro de seu corpo.

7.2.2 Busto (x)

Inicialmente, define-se os pontos auxiliares:

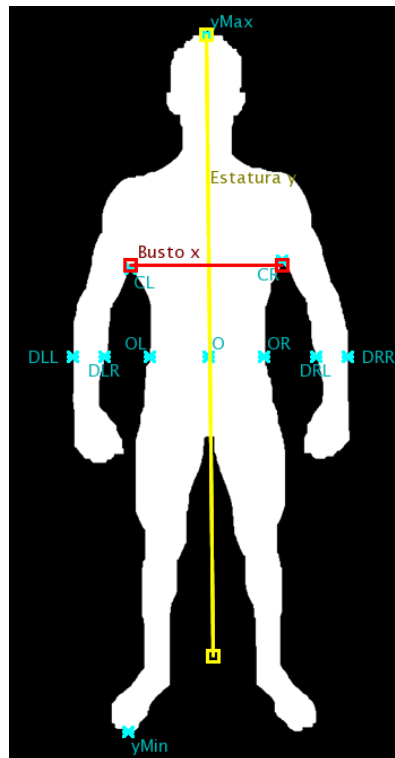
- DLR : primeiro ponto de borda à esquerda de OL ;
- DLL : primeiro ponto de borda à esquerda de DLR ;
- DRL : primeiro ponto de borda à direita de OR ;
- DRR : primeiro ponto de borda à direita de DRL .

os quais são mostrados na Figura 55.

Até o final deste trabalho, define-se um caminho como uma sequência injetiva finita de *pixels* (p_n) pertencentes à borda da região do indivíduo na imagem, tal que p_n é vizinho (8-conexo) de p_{n+1} , para todo n . Além disso, convencionou-se que um caminho está positivamente (negativamente) orientado quando a região de *pixels* pertencentes ao indivíduo está sempre à esquerda (direita) de um partícula se deslocando neste caminho.

Note que, dados dois pontos inicial p_i e final p_f pertencentes à borda do indivíduo na imagem, se existe um caminho de p_i a p_f , então na verdade existem dois (um positivamente e outro negativamente orientado). Assim, definidos p_i , p_f e uma orientação, é possível de se obter unicamente um caminho X caso exista.

Figura 55 – Pontos auxiliares DLL , DLR , DRL , DRR , CL , CR e busto (x).



Fonte: O próprio autor.

Para a obtenção de um caminho, foi desenvolvido um código semelhante ao algoritmo gerador da cadeia de *Freeman*, com três simples diferenças. Primeiramente, o caminho é construído a partir de um ponto inicial até que ele atinja o ponto final (enquanto que na cadeia de *Freeman* o caminho seria construído até que fosse dada uma volta inteira em torno do objeto). Em segundo lugar, é permitido definir externamente uma orientação para que sejam possíveis de se obter caminhos tanto positiva- quanto negativamente orientados. Por fim, o resultado do algoritmo não é uma sequência de números indicando as direções caminhadas, mas sim os próprios *pixels* do caminho.

Tomando X o caminho negativamente orientado de OL a DLR , define-se o ponto auxiliar CL como o ponto de maior altura pertencente a X . Analogamente, CR é o ponto de maior altura do caminho positivamente orientado de OR a DRL .

Os pontos inicial e final do busto (x) do indivíduo são definidos à meia altura entre CL e CR e de coordenada x iguais às de CL e CR , respectivamente. A Figura 55 mostra estes pontos auxiliares bem como a medição de Busto (x) para a imagem da Figura 54.

7.2.3 Tornozelo (x)

Traçando uma reta horizontal à meia altura do ponto final de medição de estatura (y) com o ponto $yMin$, o indivíduo é cortado em quatro pontos de borda. Estes são marcados da esquerda para a direita como HLL , HLR , HRL e HRR . A Figura 56 mostra estes pontos auxiliares.

O ponto auxiliar E é marcado como o ponto de maior altura do caminho positivamente orientado de HLR a HRL .

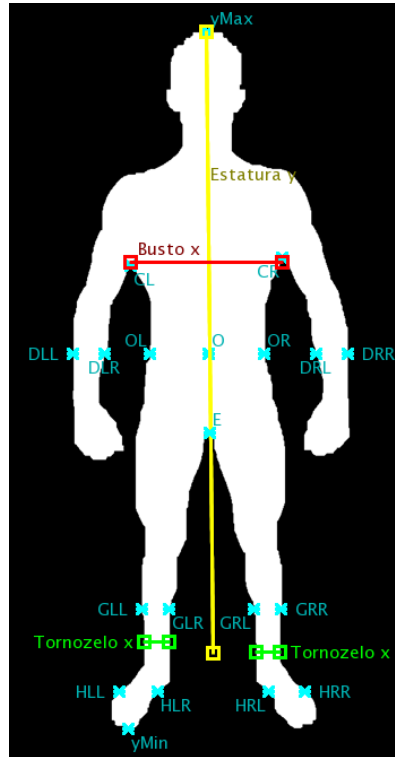
Agora, se traçada uma reta horizontal de altura igual a 20% da distância vertical do ponto final da estatura (y) para o ponto E , corta-se o indivíduo de novo em quatro pontos. Estes são rotulados da esquerda para a direita como GLL , GLR , GRL e GRR .

Os parâmetros para definir os pontos auxiliares anteriores foram escolhidos empiricamente de forma que o tornozelo ficasse localizado entre a altura dos pontos G e H .

Desta forma, são obtidos os caminhos: XL , o qual é negativamente orientado de HLL a GLL ; e XR , positivamente orientado de HLR a GLR . O tornozelo (x) esquerdo é obtido buscando a menor distância horizontal entre XL e XR (que corresponde à menor largura da perna nesta região). Analogamente o tornozelo (x) direito é obtido calculando a menor distância horizontal entre o caminho negativamente orientado de HRL a GRL e o caminho positivamente orientado de HRR a GRR .

A Figura 56 mostra os pontos auxiliares definidos nesta seção e o tornozelo (x) para a imagem da Figura 55.

Figura 56 – Pontos auxiliares HLL , HLR , HRL , HRR , E , GLL , GLR , GRL , GRR e tornozelo (x).



Fonte: O próprio autor.

7.2.4 Estimativa do Contorno da Coxa/Quadril

Antes de seguir com as medições, é necessário estimar o contorno da coxa/quadril do indivíduo, caso haja oclusão destes por sua mão. É elaborado um algoritmo que detecta de maneira automática se tal oclusão ocorre e repara a segmentação, estimando assim seu contorno na oclusão. Tal algoritmo será explicado nesta seção para o lado direito, sendo o lado esquerdo análogo.

Primeiramente verifica-se a existência de um caminho entre os pontos GRR e OR . Observe na Figura 57a que tal caminho não existe por conta da oclusão da coxa/quadril pela mão do indivíduo (tipo 1). Entretanto para o segundo tipo (Figura 57b), tal caminho existe, mas contorna a saliência causada pela mão do indivíduo.

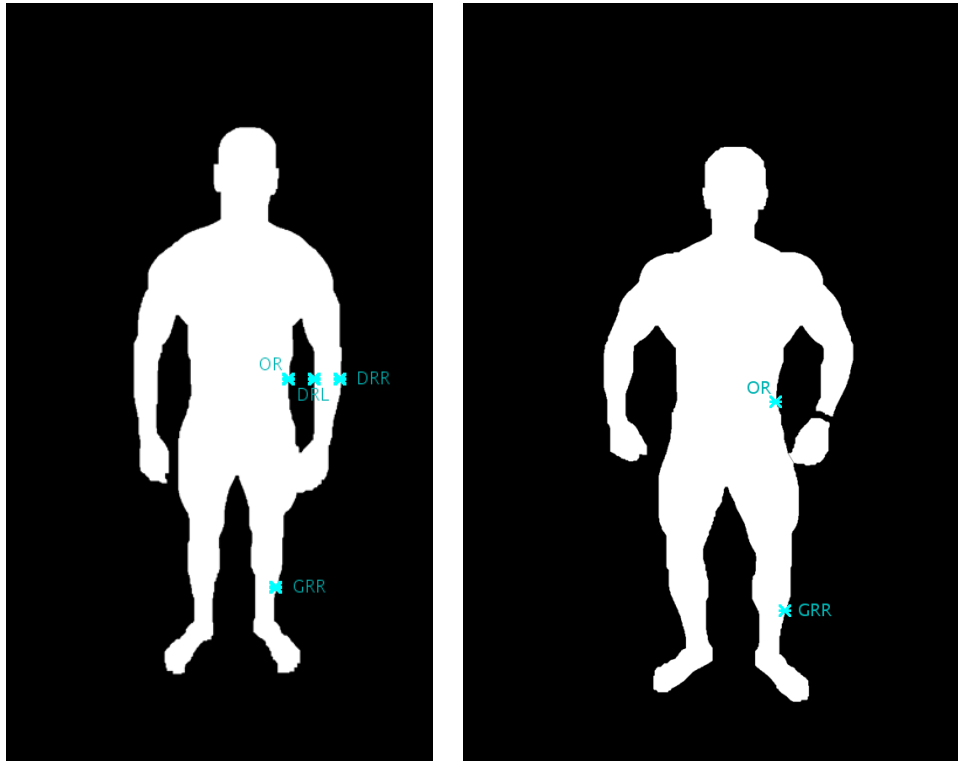
Assim, a não existência do caminho infere o tipo 1, entretanto sua existência não diz necessariamente que ocorreu a oclusão do tipo 2 (é possível que não haja qualquer oclusão e a segmentação não precise de reparo).

7.2.4.1 Tipo 1

Como comentado na Seção 7.2.4, o tipo 1 é detectado pela não existência de caminho de GRR a OR . Neste caso, é obtido o caminho negativamente orientado de OR a DRL e define-se o ponto p_1 como o ponto de menor altura deste caminho. Esta é a última

Figura 57 – Exemplos de imagens que precisam de reparo na segmentação para estimativa do contorno da coxa/quadril.

- (a) Tipo 1: existência de um buraco entre o braço direito e o tronco (b) Tipo 2: saliência na coxa/quadril provocada pela mão



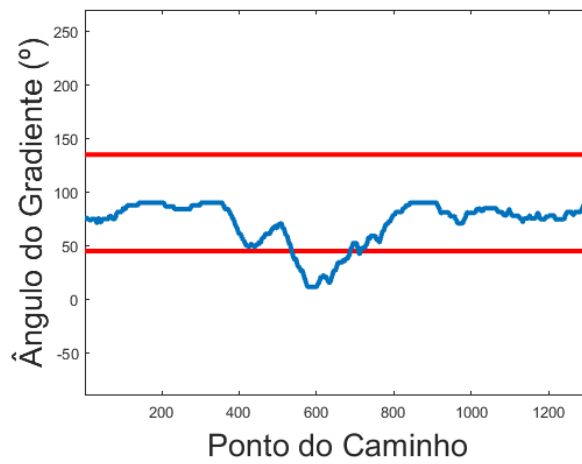
Fonte: O próprio autor.

observação do contorno da coxa/quadril superiormente à oclusão.

Para detectar p_2 , a última observação do contorno da coxa/quadril inferiormente à oclusão, obtém-se o caminho positivamente orientado de GRR a DRR . O ângulo do gradiente deste caminho, representado na Figura 58 dá informações a respeito de sua orientação.

Observe inicialmente que, como as imagens são digitais, caso o gradiente do caminho fosse calculado pela diferença entre dois *pixels* consecutivos p_j , p_{j+1} , então seu ângulo deveria ser sempre um múltiplo de 45° . Mas, basta observar o gráfico da Figura 58 para notar que o ângulo do gradiente de cada ponto está representado com uma resolução angular consideravelmente maior. Isto ocorre pois o gradiente é calculado tomando a diferença entre p_j e $p_{j+\Delta j}$ (e não seu consecutivo imediato). O valor de Δj foi tomado empiricamente em 5% da quantidade total de *pixels* do caminho para todas as vezes em que o gradiente de um caminho precise ser calculado neste trabalho. O “preço” que se “paga” por uma resolução angular aprimorada é uma maior suavização do sinal de ângulo do gradiente. Isto é, mudanças abruptas de direções do gradientes (como uma passagem do ombro para o pescoço, por exemplo) são suavizadas e variam de forma mais lenta e portanto podem ser ligeiramente mais difíceis de se detectar.

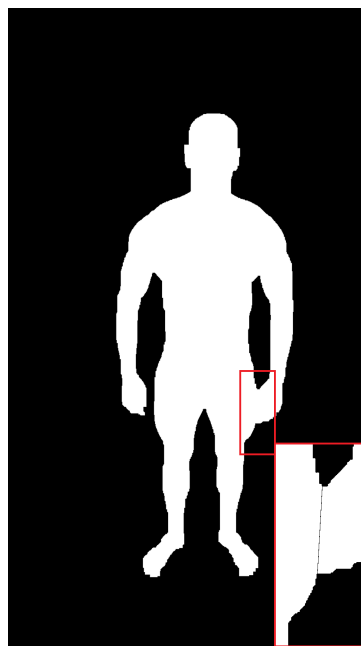
Figura 58 – Ângulo do gradiente do caminho positivamente orientado de *GRR* a *DRR* da imagem da Figura 57a.



Fonte: O próprio autor.

Observe que na maior parte do caminho, o ângulo do gradiente mostrado na Figura 58 se mantém aproximadamente em 90° (na faixa de 45° a 135°), o que é esperado. Entretanto, observe que quando o caminho deixa de contornar a coxa do indivíduo e passa para sua mão, o ângulo do gradiente diminui rapidamente, chegando a assumir valores abaixo de 45° , fora da faixa. O ponto p_2 é determinado como o primeiro ponto onde o gradiente fica abaixo de 45° e o contorno da coxa entre p_1 e p_2 é realizado com uma regressão linear (“corta-se” a imagem com um segmento de reta entre estes dois pontos, desconectando a coxa/quadril do indivíduo de sua mão). A Figura 59 mostra a estimativa do contorno da coxa/quadril da imagem da Figura 57a.

Figura 59 – Estimativa do contorno da coxa/quadril da imagem da Figura 57a.



Fonte: O próprio autor.

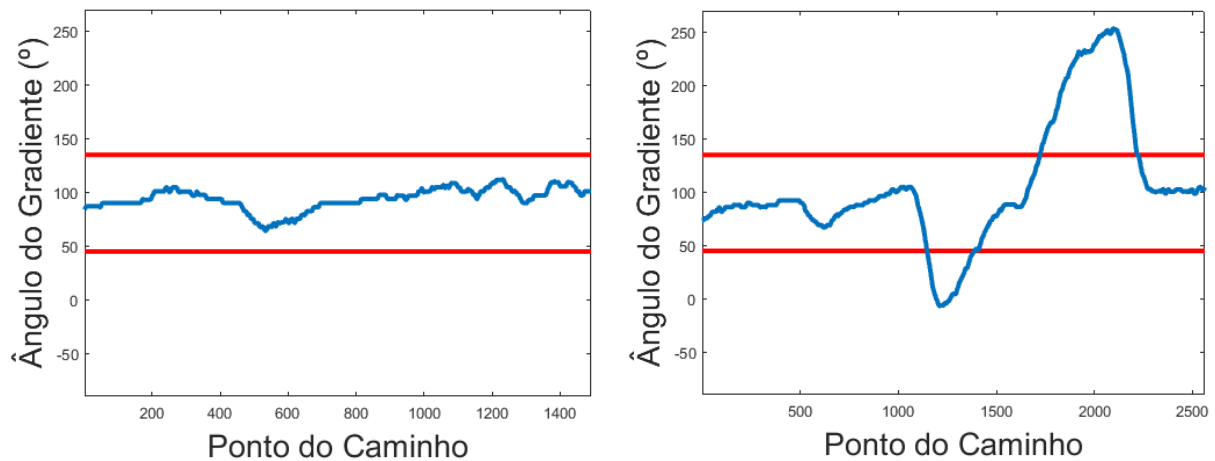
7.2.4.2 Tipo 2

Se existe um caminho entre os pontos GRR e OR , então novamente será analisado o ângulo do gradiente deste caminho (positivamente orientado) para detectar se ocorreu o tipo 2 ou se não houve sequer oclusão.

A Figura 60 mostra o ângulo do gradiente deste caminho para dois indivíduos diferentes. Em 60a, o gráfico é referente a uma imagem em que não há oclusão do contorno da coxa/quadril (indivíduo da imagem da Figura 56). Já o gráfico em 60b é referente à imagem da Figura 57b, onde há oclusão do tipo 2.

Figura 60 – Ângulo do gradiente do caminho positivamente orientado de GRR a OR , caso exista.

- (a) Não há oclusão (análise sobre a imagem da Figura 56) (b) Há oclusão do tipo 2 (análise sobre a imagem da Figura 57b)



Fonte: O próprio autor.

Observe que se não há oclusão, o ângulo do gradiente fica em torno de 90° (dentro da faixa de 45° a 135°). No entanto, caso haja oclusão do tipo 2, este ângulo cai para valores abaixo da faixa e depois rapidamente sobe para valores acima, pois são nestes pontos onde o caminho contorna a mão do indivíduo, segmentada como uma saliência da coxa/quadril. Note que o gráfico em 60b assume valores inclusive maiores que 180° , o que indica que o caminho “desce” durante um trecho (parte em que termina-se de contornar a mão do indivíduo).

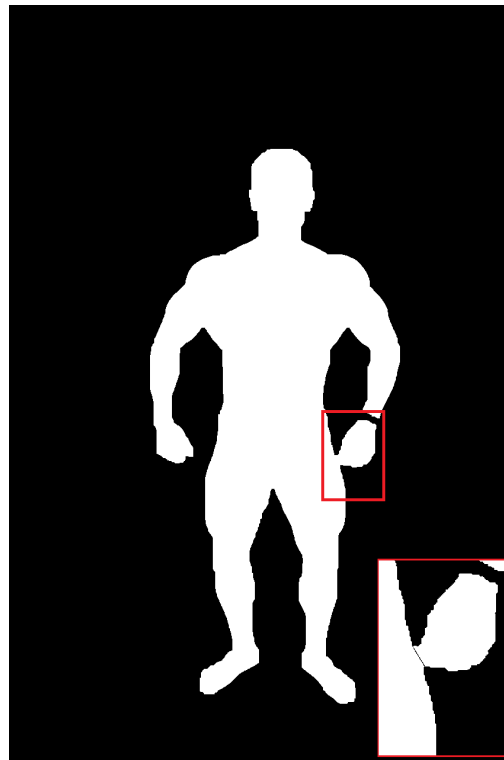
Assim, a oclusão do tipo 2 é detectada caso o ângulo do gradiente deste caminho assume algum valor fora da faixa de 45° a 135° para algum ponto. Com o tamanho da faixa ajustado desta forma, todos os erros do tipo 2 foram detectados corretamente pelo algoritmo.

O ponto p_2 onde ocorre a última observação do contorno coxa/quadril inferior à oclusão é dado como o primeiro ponto cujo ângulo do gradiente é imediatamente inferior a 45° . Analogamente, p_1 , a última observação do contorno coxa/quadril superior à oclusão,

é definido como o último ponto cujo gradiente está imediatamente acima de 135° .

Assim, uma regressão linear é realizada e a segmentação é “cortada” no segmento de reta de p_1 a p_2 , separando a mão do indivíduo do resto de seu corpo. A Figura 61 mostra a imagem da Figura 57b reparada pelo algoritmo.

Figura 61 – Estimativa do contorno da coxa/quadril da imagem da Figura 57b.



Fonte: O próprio autor.

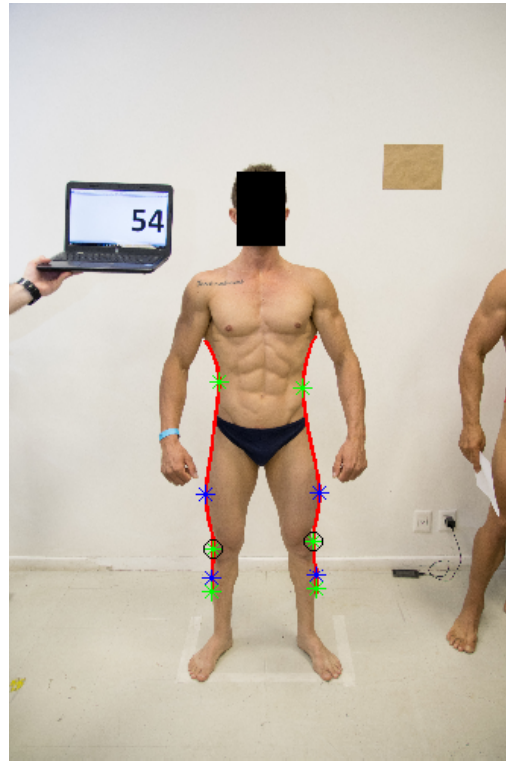
7.2.5 Quadril (x) e Coxa (x)

Após reparadas as possíveis oclusões parciais do contorno da coxa/quadril, é possível garantir a existência de um caminho de GRR a OR . Consequentemente, podemos definir um caminho X positivamente orientado de GRR a CR . Tal caminho cobre todo o contorno do indivíduo desde aproximadamente metade da canela até as axilas, passando pela coxa, quadril e cintura.

Para suavizar este caminho, focando a atenção em características globais e não locais, uma regressão polinomial é realizada. A Figura 62 mostra tal regressão (em vermelho), dada tanto para o lado direito quanto para o esquerdo do indivíduo.

Os asteriscos verdes (azuis) correspondem a pontos de mínimo (máximo) locais do polinômio dado na regressão. Observe que cada joelho do indivíduo da imagem da Figura 62 corresponde ao primeiro mínimo local após o primeiro máximo local (analisando os pontos críticos de baixo para cima). O grau do polinômio da regressão foi ajustado

Figura 62 – Regressão polinomial do caminho positivamente orientado de GRR a CR .



Fonte: O próprio autor.

empiricamente em 10 para que os pontos relativos ao joelho tivessem essa propriedade em comum.

Sendo j_1 e j_2 estes pontos referentes ao joelho, uma reta horizontal é traçada à altura da média das alturas de j_1 e j_2 . Esta reta corta a borda do indivíduo em quatro pontos, definidos da esquerda para a direita como FLL , FLR , FRL e FRR .

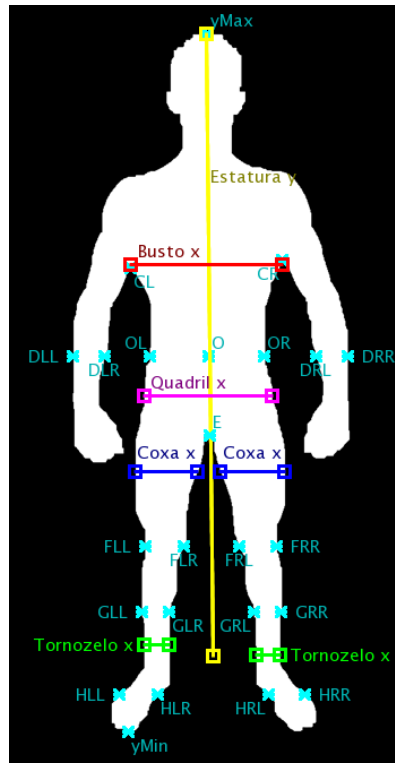
Desta forma, o quadril (x) é medido horizontalmente no ponto médio de O e E e a coxa (x) é medida também horizontalmente no ponto médio do quadril (x) com o joelho (pontos auxiliares F).

A Figura 63 mostra tais pontos auxiliares e as medições de coxa (x) e quadril (x) da imagem da Figura 56.

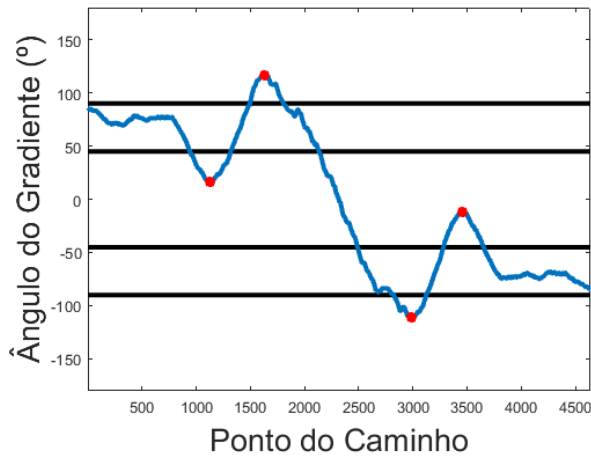
7.2.6 Braço (x, y)

Primeiramente é calculado o caminho X negativamente orientado de DLL a DRR (passando pela cabeça do indivíduo). O ângulo do gradiente de X pode ser visto na Figura 64.

Observe que inicialmente o caminho possui gradiente em torno de 90° e depois este ângulo diminui tomando valores menores que 45° (quando passa-se do braço para o ombro). Na mudança do ombro para o pescoço e cabeça do indivíduo, o ângulo do

Figura 63 – Pontos auxiliares FLL , FLR , FRL , FRR , e medições quadril (x) e coxa (x).

Fonte: O próprio autor.

Figura 64 – Ângulo do gradiente do caminho negativamente orientado de DLL a DRR da imagem da Figura 63.

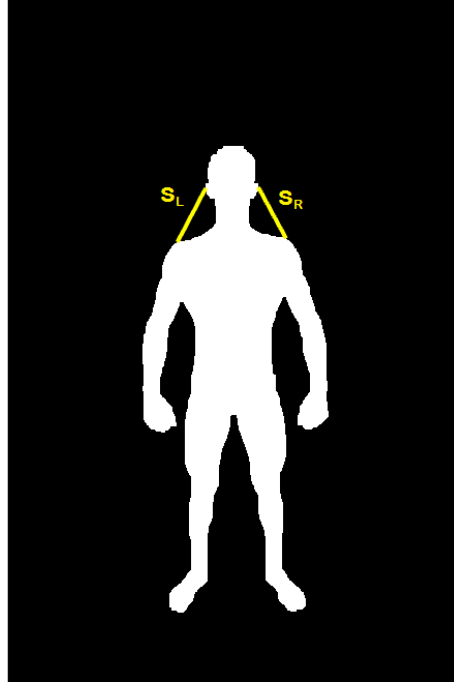
Fonte: O próprio autor.

gradiente aumenta rapidamente (assumindo valores acima de 135°) e depois, já no topo da cabeça, diminui novamente. A análise para o lado direito do indivíduo tanto é análoga que o gráfico da Figura 64 possui aproximadamente simetria ímpar em relação ao seu centro.

São marcados no gráfico da Figura 64 quatro pontos de interesse em vermelho referentes a mínimos e máximos locais (respectivamente, p_{LL} , p_{LR} , p_{RL} e p_{RR}). O primeiro e o último representam os pontos do ombro de gradiente mais horizontal possível, enquanto

os do meio representam pontos da cabeça (comumente nas orelhas). A Figura 65 mostra dois segmentos de reta em amarelo. O da esquerda (s_L) une p_{LL} e p_{LR} , enquanto o da direita (s_R) liga p_{RL} a p_{RR} .

Figura 65 – Segmentos de reta entre p_{LL} e p_{LR} e entre p_{RL} e p_{RR} .



Fonte: O próprio autor.

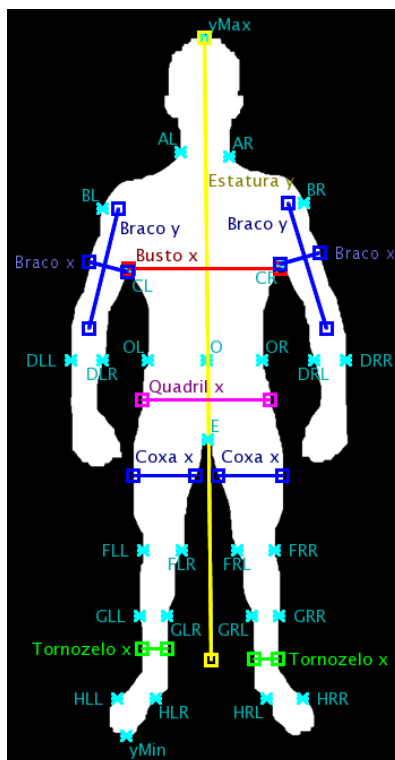
O ponto auxiliar AL é definido como o ponto de X entre p_{LL} e p_{LR} que dista o máximo possível de s_L . Analogamente, AR é o ponto de X entre p_{RL} e p_{RR} que dista o máximo possível de s_R . A Figura 66 mostra tais pontos auxiliares.

Definidos AL e AR , define-se o ponto BL como o primeiro ponto de X antes de AL cujo ângulo do gradiente é maior que 45° . Analogamente, BR é o primeiro ponto de X depois de AR cujo ângulo do gradiente é menor que -45° . Estes são definidos como os pontos de transição de “braço” para “ombro” do indivíduo e tais pontos podem ser visto na Figura 66.

Os braços de um indivíduo são membros mais móveis que grande parte do resto de seu corpo. Na base de dados deste trabalho, não há muita distinção de posicionamento ou angulação de membros do indivíduo como pernas, troco ou cabeça. Entretanto, o braço pode assumir diferentes orientações entre os indivíduos e por este motivo é realizado um “recorte” na imagem segmentada buscando se obter apenas os braços para colhimento de informações mais precisas.

O braço/antebraço esquerdo do indivíduo é tomado como a região que possui altura entre as alturas de AL e FLL e está à esquerda de CL . Analogamente, o braço/antebraço

Figura 66 – Pontos auxiliares AL , AR , BL , BR , e braço (x, y) .



Fonte: O próprio autor.

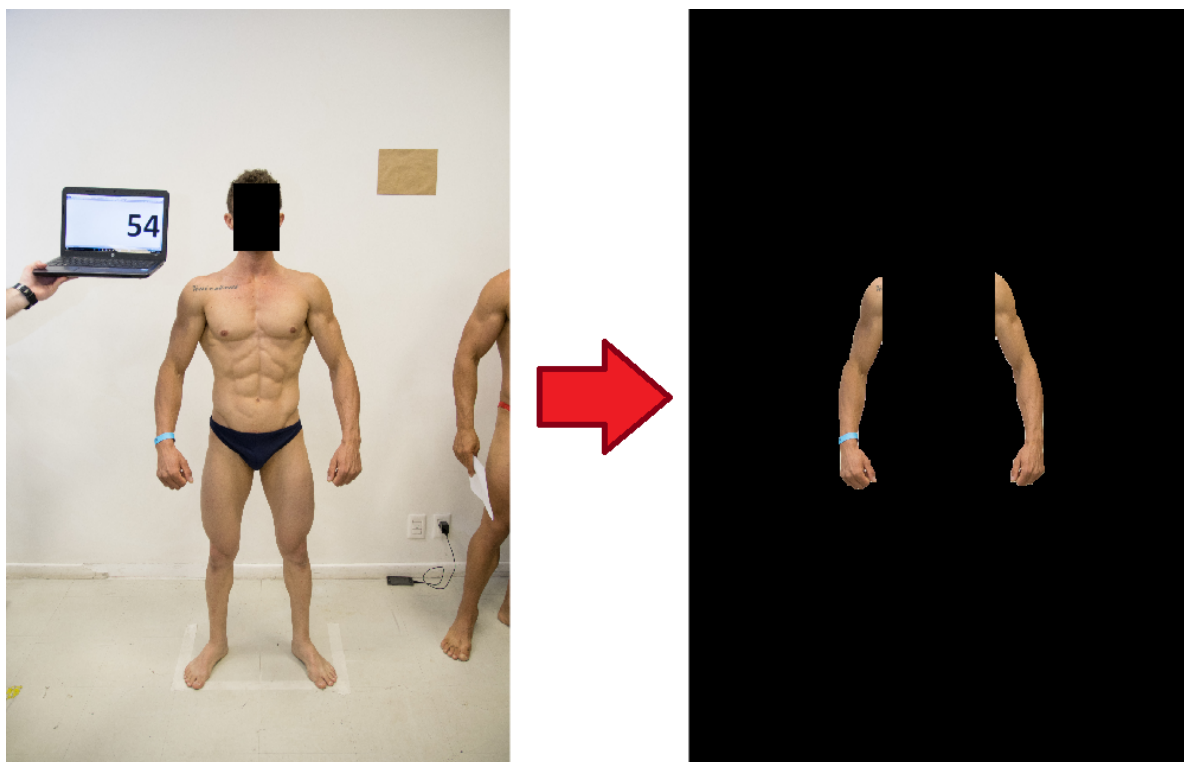
direito é a região abaixo de AR , acima de FRR e à direita de CR . A Figura 67 mostra o indivíduo da Figura 66 e seus braços/antebraços recortados como descrito.

O ponto inicial de medição do braço (y) é dado pelo centro de massa do braço/antebraço em cada lado. Assim, o braço/antebraço do indivíduo é dividido em duas partes: acima deste ponto inicial de medição (braço) e abaixo (antebraço). Para determinar a direção de medição do braço (y) a partir de seu ponto inicial, é utilizada a técnica de Análise de Componentes Principais (PCA).

Sejam v_1, v_2 respectivamente os vetores de maior e menor representatividade dos dados restrito apenas ao braço do indivíduo (isto é, v_1 o autovetor associado ao maior autovalor e v_2 , de segundo maior autovalor). O ponto final de medição de braço (y) é a intersecção das retas r_1 e r_2 , onde r_1 é a reta que passa pelo ponto inicial de medição de braço (y) e tem direção v_1 ; e r_2 é reta horizontal que passa por BL (para o lado esquerdo) ou BR (para o lado direito).

Finalmente, para o braço (x), busca-se a maior largura do braço do indivíduo na direção v_2 . Desta forma, as medições braço (x, y) são sempre ortogonais (a primeira é transversal e a segunda, longitudinal). A Figura 66 mostra estas medições tomadas na imagem da Figura 63.

Figura 67 – Recorte dos braços/antebraços do indivíduo da Figura 66.



Fonte: O próprio autor.

7.3 Posição Lado

Dentre as medições selecionadas, as possíveis de se extrair da posição lado são:

- Estatura (y);
- Joelho (z);
- Braço (y);
- Braço (z);
- Coxa (z).

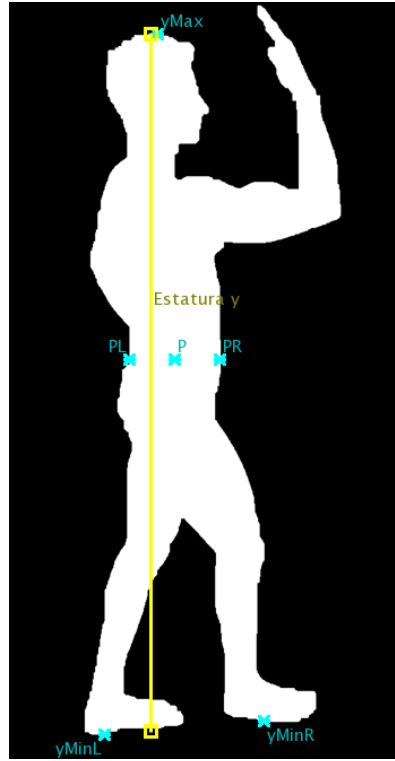
Novamente, alguns pontos auxiliares são determinados para a posição lado e a rotulação deles segue a ideia análoga à da posição frente. Ao final das medições, os pontos auxiliares estão novamente em ordem alfabética quando lidos de cima para baixo na imagem (com exceção do centroide e dos pontos de altura máxima e mínima do indivíduo).

Mais uma vez, aconselha-se que parágrafo a parágrafo a informação lida seja comparada com o que se vê nas imagens, para facilidade de compreensão do texto.

7.3.1 Estatura (y)

Inicialmente são definidos os pontos auxiliares P (centro de massa do indivíduo) e PL , PR , os pontos de borda respectivamente à esquerda e à direita de P , à mesma altura. Tais pontos auxiliares podem ser vistos na Figura 68.

Figura 68 – Pontos auxiliares P , PL , PR , $yMax$, $yMinL$, $yMinR$ e estatura (y).



Fonte: O próprio autor.

São definidos também os pontos auxiliares $yMax$, $yMinL$ e $yMinR$. O primeiro é o ponto do indivíduo de maior altura e que está à esquerda de PR . Esta última restrição é dada para que o ponto de $yMax$ seja tomado no topo da cabeça do indivíduo, e não nas pontas de seus dedos (observe a Figura 68).

Os pontos $yMinL$ e $yMinR$ são tomados como os pontos de menor altura que estão, respectivamente, à esquerda de PL e à direita de PR .

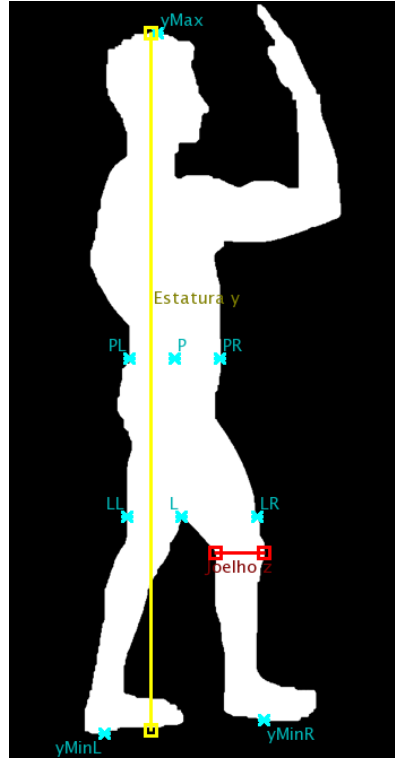
Analogamente como é realizado na posição frente, para medir o ponto inicial da estatura (y), corta-se a imagem a uma altura igual a 90% da distância entre P e $yMax$ e calcula-se o centroide da região acima deste corte. Buscando o primeiro ponto de borda do indivíduo que está verticalmente acima deste centroide, define-se o ponto inicial da estatura (y).

O ponto final da estatura (y) é definido como a intersecção das retas r_1 e r_2 , onde r_1 é a reta vertical que passa pelo ponto inicial de medição da estatura (y) e r_2 é a reta horizontal à altura em 75% da distância de vertical de $yMinR$ e $yMinL$. A medição de estatura (y) pode ser observada na Figura 68.

7.3.2 Joelho (z)

Primeiramente é calculado o caminho X positivamente orientado de $yMinL$ a $yMinR$. O ponto auxiliar L é dado pelo ponto de X de maior altura. A reta horizontal de mesma altura que L corta a borda do indivíduo em dois pontos, rotulados da esquerda para direita como LL e LR . A Figura 69 mostra tais pontos auxiliares.

Figura 69 – Pontos auxiliares L , LL , LR e joelho (z).



Fonte: O próprio autor.

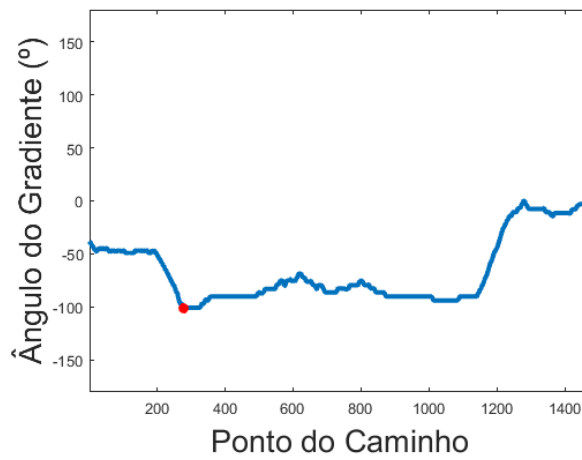
A Figura 70 mostra o ângulo do gradiente do caminho positivamente orientado de L a $yMinR$. O primeiro mínimo local do gráfico, marcado em vermelho, representa o ponto em que há a mudança do contorno da parte posterior da coxa para a panturrilha. Este é o ponto inicial de medição de joelho (z). Já o ponto final desta medição é obtido buscando o primeiro ponto de borda do indivíduo que está horizontalmente à direita do ponto inicial.

7.3.3 Braço (y, z)

Primeiramente é obtido o caminho X positivamente orientado de PR a $yMax$. O ângulo do gradiente de X está representado na Figura 71. As retas horizontais pretas estão representando os ângulos de 45° , 135° e 225° .

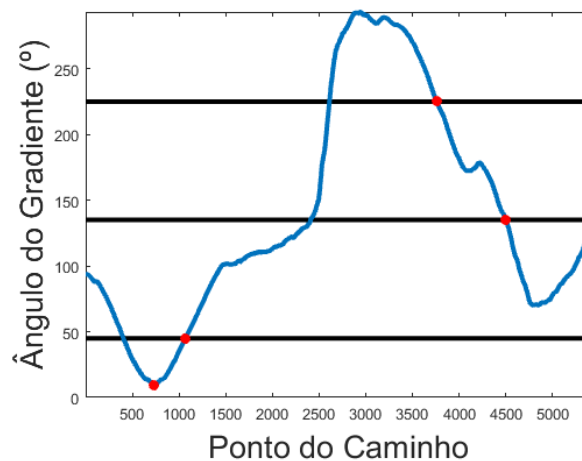
Inicialmente, o ângulo está em torno de 90° , que representa o contorno da barriga/busto do indivíduo. Com a mudança deste para a parte posterior do braço, o ângulo cai atingindo um mínimo local próximo de 0° (primeiro ponto em vermelho da Figura 71).

Figura 70 – Ângulo do gradiente do caminho positivamente orientado de L a $yMinR$ da imagem da Figura 69.



Fonte: O próprio autor.

Figura 71 – Ângulo do gradiente do caminho positivamente orientado de PR a $yMax$ da imagem da Figura 69.



Fonte: O próprio autor.

Neste ponto define-se JL , que se encontra aproximadamente na axila do indivíduo, como pode ser observado na Figura 72.

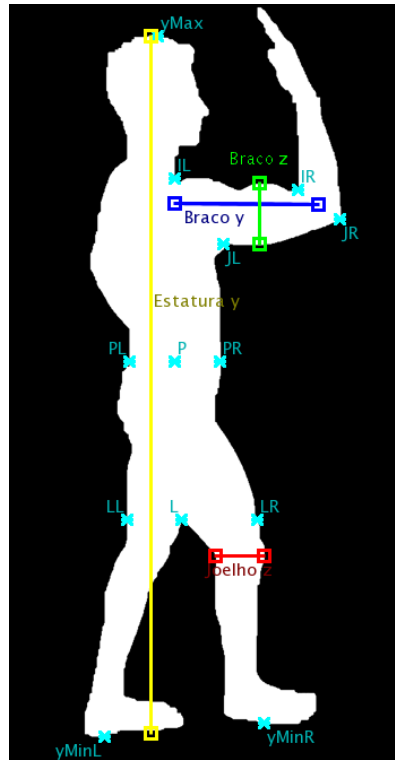
Com a passagem do braço (praticamente horizontal) para o antebraço (aproximadamente vertical), o ângulo do gradiente assume o valor de 45° em algum ponto (segunda marcação em vermelho da Figura 71). Este ponto é definido como JR e se encontra no cotovelo do indivíduo (observe a Figura 72).

Com o caminho contornando a mão do indivíduo, o ângulo do gradiente sobe rapidamente de valores um pouco inferiores a 135° para acima de 225° (inclusive acima de 270° em alguma região), indicando que os pontos do caminho deixam de aumentar sua altura e passam a diminuir (contornando a parte esquerda do antebraço do indivíduo). Com a mudança do contorno do antebraço para novamente o braço, o ângulo do gradiente desce rapidamente de valores acima de 225° para próximos de 180° . O ponto deste trecho

onde o ângulo do gradiente assume o valor de 225° é definido como o ponto auxiliar IR , que pode ser visto na Figura 72.

Com a mudança do braço para o pescoço/cabeça do indivíduo, o ângulo do gradiente diminui novamente e, onde este assume o valor de 135° , define-se o ponto auxiliar IL , que se localiza na mudança do braço para o pescoço do indivíduo. Observe estes pontos definidos na imagem da Figura 72.

Figura 72 – Pontos auxiliares JL , JR , IL , IR e braço (y, z) .



Fonte: O próprio autor.

Similar à ideia de medir o braço na posição frente, é realizado um recorte na imagem segmentada. Toma-se a região que está à direita de IL , à esquerda de JR e possui altura entre h_{min} e h_{max} , onde h_{min} é a média das alturas de JL e JR e h_{max} é a máxima altura entre IL e IR .

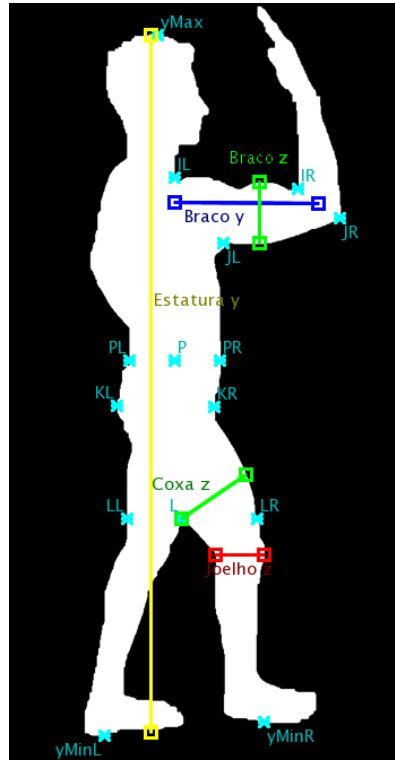
Aplicando novamente o PCA, obtemos v_1 e v_2 que são os eixos que mais e menos representam esta região, respectivamente. O ponto inicial de medição de braço (y) é o ponto médio de IR e JR e o ponto final é a intersecção das retas r_1 e r_2 , onde r_1 é a reta que passa pelo ponto inicial de medição de braço (y) e possui direção v_1 ; e r_2 é reta vertical que passa por IL .

A medição de braço (z) é obtida tomando o segmento de maior largura do braço na direção v_2 que está à direita de JL e à esquerda de IR . A Figura 72 mostra as medições de braço (y, z) no indivíduo da imagem da Figura 69.

7.3.4 Coxa (z)

Inicialmente é definido o ponto auxiliar KL como o mínimo local da coordenada x do caminho negativamente orientado de LL a PL . Analogamente, o ponto KR é o ponto de mínimo local da coordenada x do caminho positivamente orientado de LR a PR . Tais pontos auxiliares podem ser observados na Figura 73.

Figura 73 – Pontos auxiliares KL , KR e coxa (z).

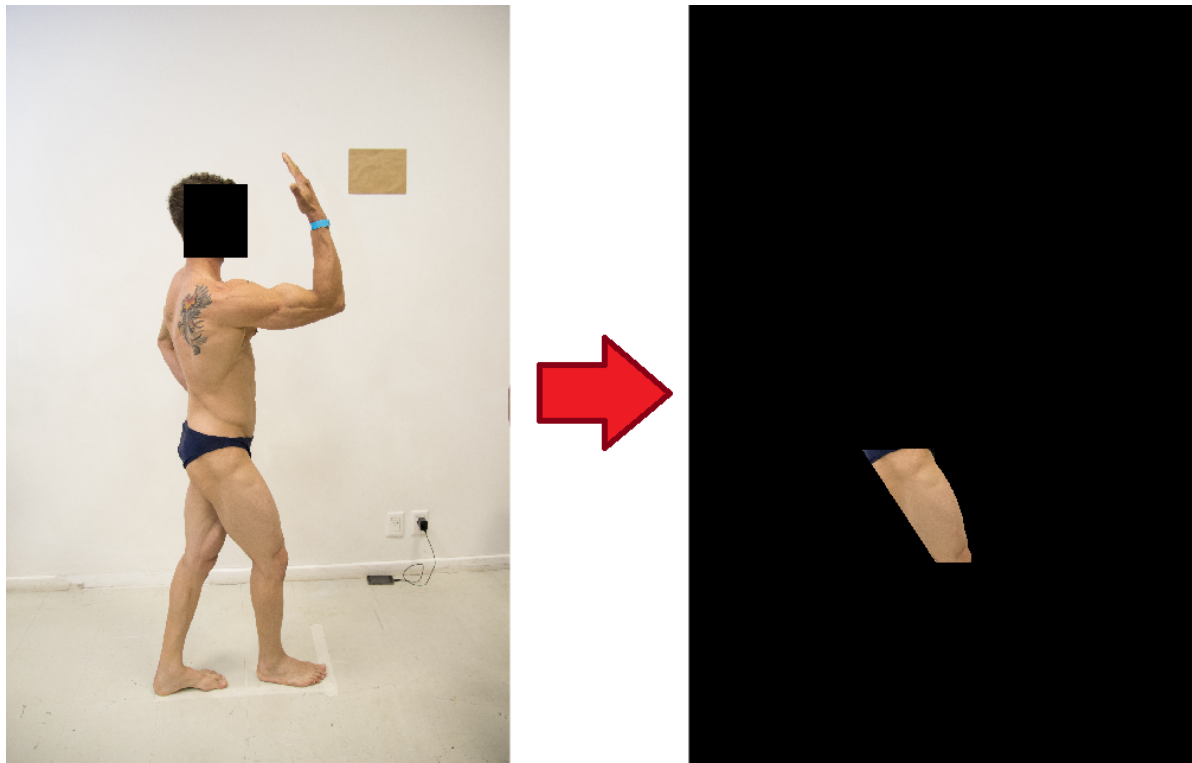


Fonte: O próprio autor.

Recorta-se a coxa então para análise local de suas informações. É tomada a região compreendida entre as retas r_1 , r_2 , r_3 e r_4 , onde: r_1 é a reta que liga os pontos KL e KR ; r_2 é a reta vertical que passa pela medição final do joelho (z); r_3 é a reta horizontal à altura do joelho (z); e finalmente r_4 é a reta que liga KL ao ponto de medição inicial do joelho (z). A Figura 74 mostra este recorte na coxa do indivíduo da Figura 73.

Aplicando o PCA, obtém-se v_1 , o vetor mais representativo desta região (este vetor seria interessante para a medição longitudinal da coxa, mas está não é uma medida pertinente); e v_2 , o vetor menos representativo da região, para medir transversalmente a coxa. O ponto inicial de medição de coxa (z) é dado por L e o ponto final é a borda do indivíduo que é obtida prolongando tal ponto na direção v_2 . A medição da coxa (z) do indivíduo da Figura 72 pode ser visualizada na Figura 73.

Figura 74 – Recorte da coxa do indivíduo da Figura 73.



Fonte: O próprio autor.

7.4 Medição das Marcações de Referência

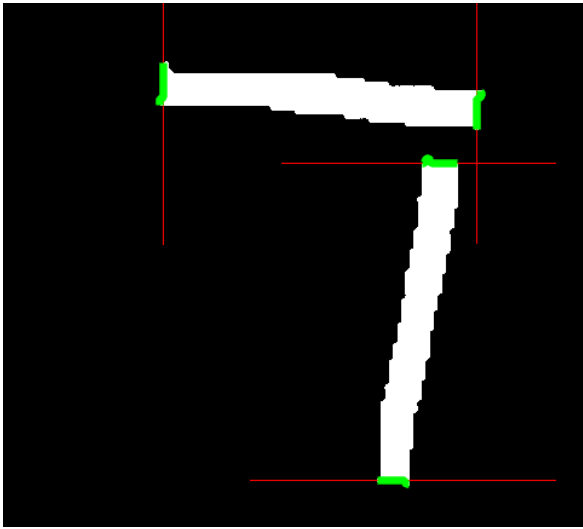
O algoritmo para medir as marcações de referência é mais simples que o de medição do indivíduo pela natureza do objeto medido. Para a primeira base de dados, em que existem duas marcações de referência, será explicado como mede-se a marcação horizontal, sendo a vertical análoga. Para a segunda base de dados, a medição também é realizada da mesma forma pois, apesar de ser uma única marcação de referência, esta é medida tanto na horizontal quanto na vertical.

Primeiramente, para cada coluna da imagem, é calculada a altura da marcação. Observe na Figura 75a que esta altura cresce rapidamente a partir do zeros, depois se torna aproximadamente constante e por fim diminui até atingir o zeros novamente. Este padrão é comum de acontecer nas marcações da base de dados. Definem-se como p_i e p_f respectivamente as primeira e última colunas onde a altura do objeto é aproximadamente constante (segmentos de resta vermelhos da imagem da Figura 75a).

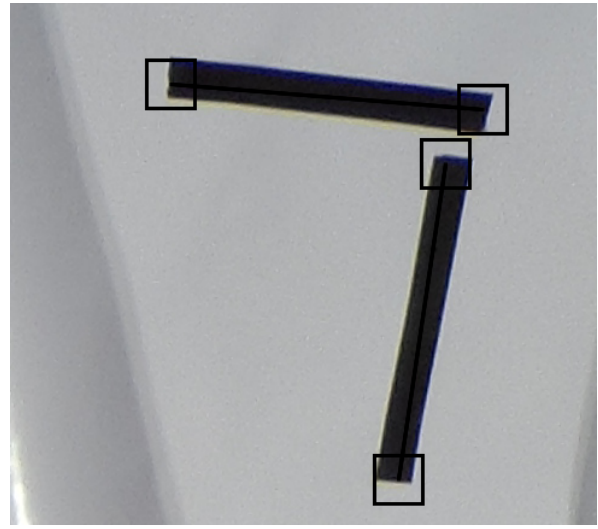
x_L é tomado então como o conjunto dos *pixels* da marcação que estão à esquerda de p_i e cujo *pixel* imediatamente a sua esquerda não pertence à marcação. Analogamente, x_R é o conjunto dos *pixels* do objeto que estão à direita de p_f e tais que o *pixel* à sua direita não pertence à segmentação da marcação. A Figura 75a mostra em verde os pontos de x_L e x_R . Os pontos inicial e final de medição da marcação horizontal são respectivamente os pontos médios de x_L e x_R .

Figura 75 – Exemplo de medição das marcações de referência.

(a) Pontos e retas auxiliares para realizar a medição



(b) Marcação medida



Fonte: O próprio autor.

7.5 Considerações Finais do Capítulo

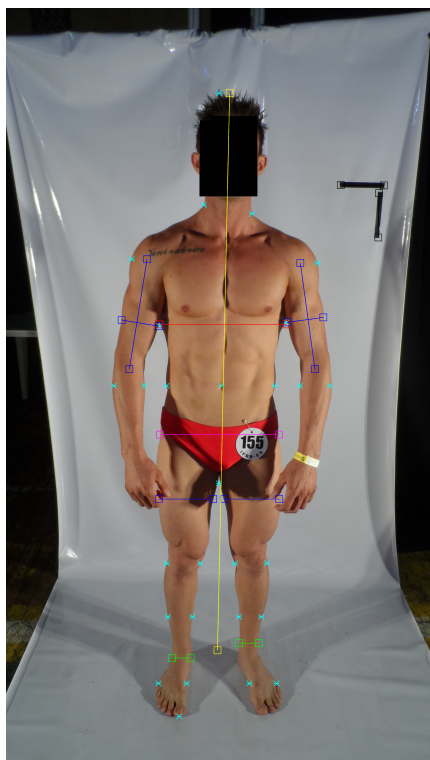
Neste capítulo foi mostrado o algoritmo de medida da marcação de referência, bem como de todas as medições do indivíduo que foram selecionadas como as mais pertinentes (mostradas no Capítulo 5). Destaca-se que os algoritmos de medição (tanto da marcação, quanto do indivíduo em qualquer de suas possíveis posições) são os mesmos para ambas as bases de dados. Além disso, o algoritmo também reconhece de forma automática a posição do indivíduo para tomar as medidas convenientes apenas àquela posição. O fato de o mesmo algoritmo poder ser usado em duas bases de dados com condições diferentes indica a robustez do algoritmo para a tomada de medições.

A Figura 76 mostra quatro exemplo de medições automáticas tomadas pelo algoritmo (uma de cada base e posição). Observe em particular que o ponto de maior altura do indivíduo da imagem da Figura 76a ($yMax$, pequeno “*” em ciano em seu cabelo) não está centralizado no contorno de sua cabeça. Desta forma, a ponto inicial (superior) de medição de estatura (y) está relativamente afastado deste ponto e representa uma medição mais adequada desta medida em comparação a como ela seria caso este ponto fosse tomado em $yMax$.

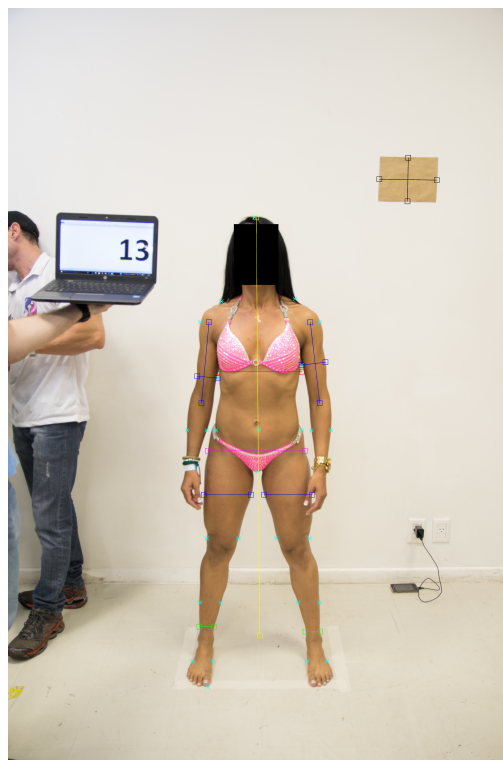
Observe em particular também que a medição de coxa (x) dos indivíduos das imagens das Figuras 76a e 76b estão razoavelmente estimadas, mesmo com oclusão parcial da silhueta deste membro.

Figura 76 – Exemplos de imagens medidas de maneira automática com o algoritmo de medição.

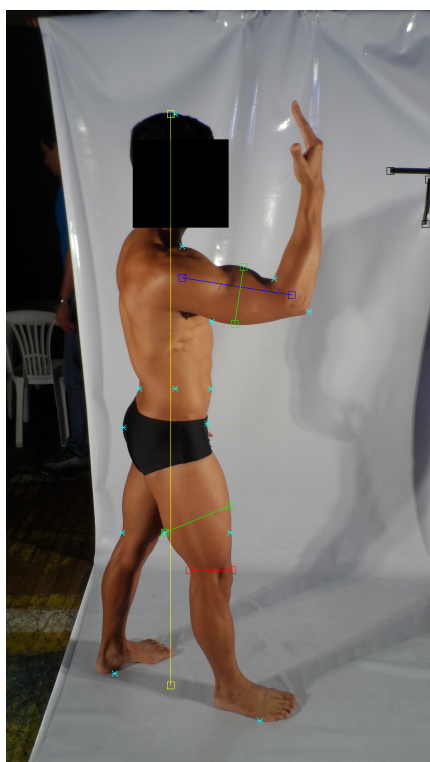
(a) Primeira base, posição frente



(b) Segunda base, posição frente



(c) Primeira base, posição lado



(d) Segunda base, posição lado



Fonte: O próprio autor.

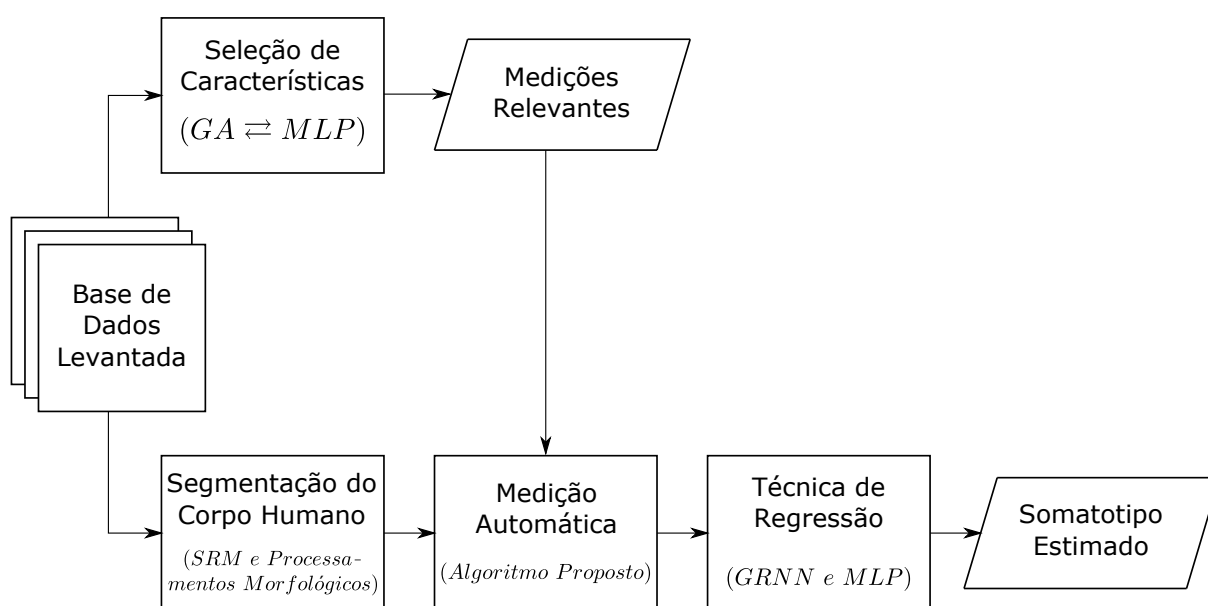
8 Resultados e Discussões

A Figura 77 mostra o diagrama de blocos proposto e desenvolvido nesta dissertação. Este é o mesmo diagrama mostrado na Figura 3 no primeiro capítulo, com a adição de que são mostradas também as técnicas empregadas em cada bloco.

Os resultados parciais obtidos na etapa de Seleção de Características foram discutidos ao final do Capítulo 5, onde tal etapa foi descrita. Já para o bloco de Segmentação do Corpo Humano, não é possível de se obter métricas pois a base de dados não contém as imagens-alvo dos indivíduos segmentados para comparação.

Assim, neste capítulo serão mostrados e discutidos os resultados obtidos tanto pelo algoritmo de extração automática de medições mostrado no Capítulo 7 (bloco de “Medição Automática”), quanto pelo mapeamento destas medições para o somatotipo dos indivíduos realizado pelos regressores (bloco “Técnica de Regressão”).

Figura 77 – Diagrama de blocos proposto neste trabalho e as técnicas abordadas em cada um.



Fonte: O próprio autor.

8.1 Resultados do Algoritmo de Medição Automática

A Tabela 3 mostra o valor das métricas ME, MAPE, MAE e RMSE, tomadas em ambas as bases de dados, para cada medição extraída da imagem e para a característica Braço (Razão), que não é obtida diretamente da imagem (esta é função de outras medições

extraídas). Os valores obtidos do algoritmo foram comparados com as medições que foram tomadas de forma manual nas imagens.

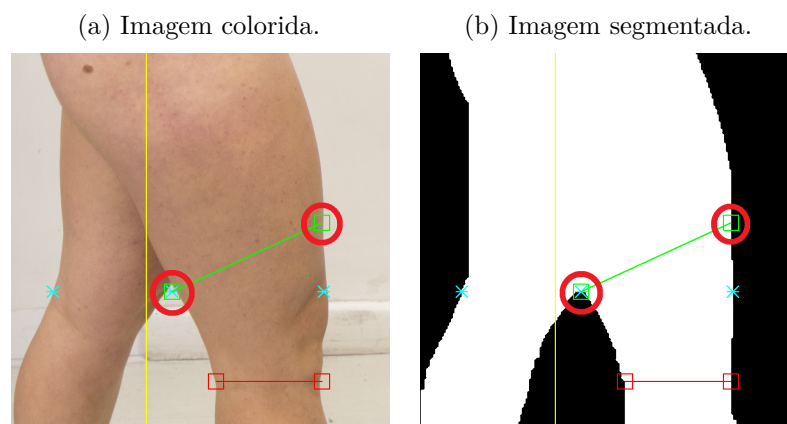
Tabela 3 – Métricas das medições extraídas de maneira automática.

Medição	ME (cm)	MAPE (%)	MAE (cm)	RMSE (cm)
Estatura (y)	5,00	3,48	6,17	8,66
Busto (x)	-0,23	7,75	3,10	3,85
Quadril (x)	2,85	9,04	3,34	3,96
Braço (x)	0,19	6,15	0,66	0,88
Coxa (x)	1,01	6,97	1,31	1,57
Tornozelo (x)	0,00	6,12	0,38	0,46
Coxa (z)	-2,01	10,97	2,67	3,63
Joelho (z)	-0,24	5,11	0,70	0,93
Braço (y)	-0,62	11,37	4,00	4,83
Braço (Razão)	0,19	14,00	0,51	0,65

As medições possuem em geral MAPE relativamente baixo (abaixo de 10% para a maioria das medições). A característica com maior erro pelo ponto de vista desta métrica é o Braço (Razão) por ser função de outras variáveis medidas, que por sua vez já contêm erros.

Outra medição com MAPE acima de 10% é a coxa (z). Este valor relativamente alto apresentado por esta medida foi ligado à dificuldade de se encontrar precisamente seu ponto de início de medição. Observe que, como as pernas do indivíduo da Figura 78 estão ligeiramente mais fechadas que o esperado, a medição da coxa (z) é tomada inferiormente ao adequado (a medida está relativamente próxima do joelho, quando deveria estar aproximadamente a meia altura da coxa). Observe que, para que esta medição fosse sobrestimada, o indivíduo deveria estar com as pernas excessivamente abertas, caso muito raro de acontecer na base de dados levantada. Desta forma, é mais comum que a coxa (z) seja subestimada, e isto é verificado no valor negativo relativamente alto (em módulo) de ME desta medição.

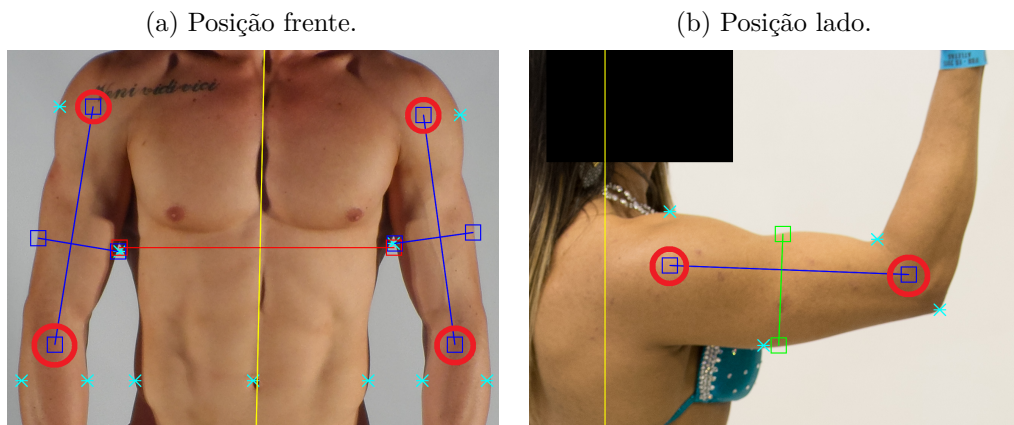
Figura 78 – Exemplo de medição da coxa (z).



Fonte: O próprio autor.

Braço (y) também é uma medição com MAPE maior que 10%, além de erro absoluto médio de 4 cm (segundo maior MAE). Acredita-se que esta medição apresentou tais valores relativamente altos pela dificuldade de se obter com precisão os pontos de início e fim desta medida. A Figura 79 mostra exemplos de medições do braço (y) tomadas em ambas as posições tratadas neste trabalho. Observe que, como tais pontos são interiores ao indivíduo, isto é, não pertencem à borda do mesmo, é maior a dificuldade de se explorar alguma propriedade antropométrica da silhueta de seu corpo afim de determiná-los com precisão.

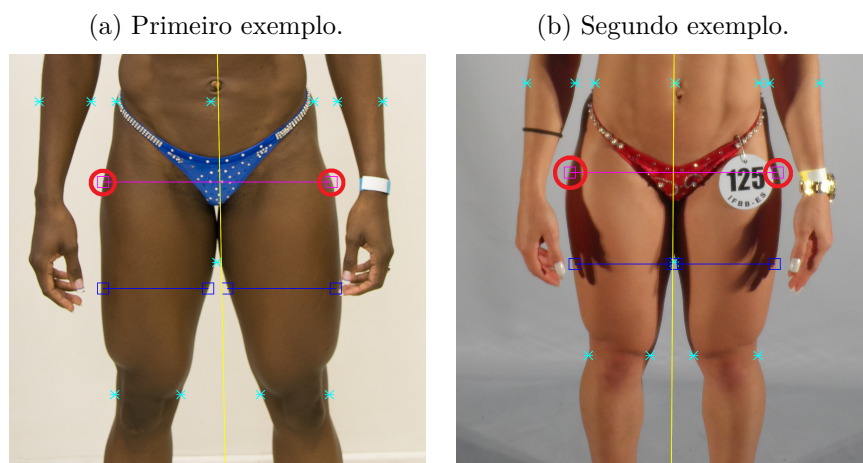
Figura 79 – Exemplos de medição da braço (y).



Fonte: O próprio autor.

Outra medição que teve sua estimativa polarizada foi o quadril (x), com a segunda maior ME e, além disso, MAPE quase em 10%. Foi verificado que em alguns casos da base de dados esta medição estava sendo tomada em uma altura inferior à adequada, no início da coxa. A Figura 80 mostra exemplos desta medida sendo tomada desta maneira inadequada e portanto a estimativa desta medição fica sobrestimada, refletido no valor relativamente alto de ME.

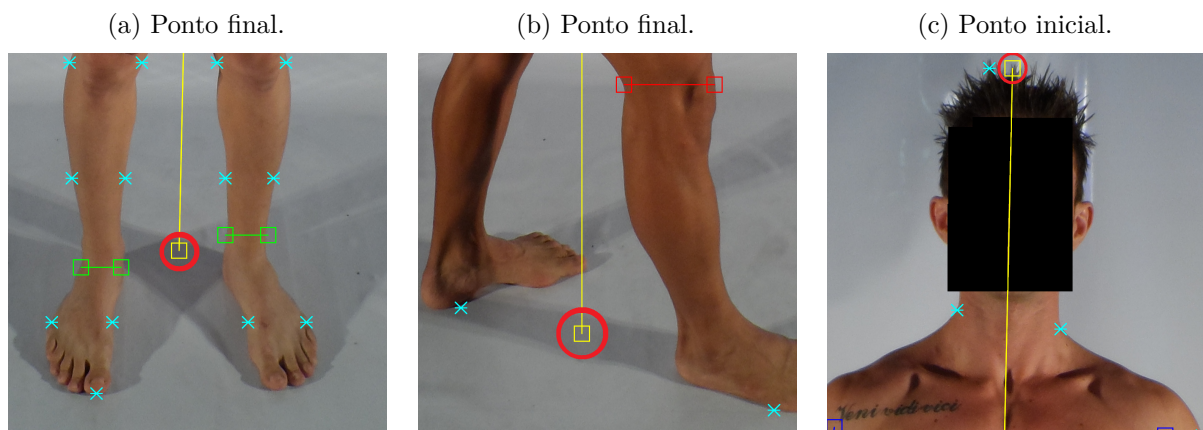
Figura 80 – Exemplos de medição do quadril (x).



Fonte: O próprio autor.

A estatura (y) foi a medição que apresentou maior erro do ponto de vista de ME, MAE e RMSE. Este fato foi ligado à dificuldade de se obter com precisão os pontos de início e fim desta medição. Observe nas Figuras 81a e 81b que o ponto final de medição da estatura não faz parte da silhueta do indivíduo (nem sequer faz parte de seu corpo). Semelhante ao que foi observado para a medição do braço (y), o fato de este ponto não pertencer à borda do indivíduo torna difícil sua tomada com precisão, o que contribui para erro desta medição. Observe também que esta é a única medida extraída da imagem que possui ponto de medição não pertencente sequer ao corpo do indivíduo.

Figura 81 – Exemplos de pontos inicial e final de medição da estatura (y).



Fonte: O próprio autor.

Além disso, o ponto inicial de medição da estatura (y) pode ter influência do posicionamento e até do “estilo” do penteado utilizado pela pessoa. O fato de o cabelo ser segmentado em conjunto com o resto do corpo do indivíduo o faz aparentar maior que realmente é, sendo esta outra contribuição para que o erro obtido para a estatura (y) seja maior. Isto contribui para que esta medida seja comumente sobrestimada, refletido no valor (positivo) relativamente alto de ME apresentado. Observe que o ponto inicial de medição da estatura (y) no indivíduo da Figura 81c foi acima do desejado devido ao cabelo e consequentemente esta medida foi sobrestimada.

Do ponto de vista da métrica MAPE, em contrapartida, a estatura (y) foi a medição com menor erro pois, como os valores absolutos de estatura são consideravelmente maiores que das outras medições, percentualmente este erro tende a ser naturalmente menor.

Para as outras medições, foi considerado que a extração possui pouco enviesamento e erro relativamente baixo do ponto de vista das métricas MAE e RMSE, quando comparada às medições discutidas. O maior valor de MAE para as outras medidas extraídas não é maior que 3,1 cm, indicando que, em média, a medição real não é mais distante que 3,1 cm da estimada. Note que para algumas medições — braço (x), tornozelo (x), joelho (z) e braço (razão) —, este erro absoluto médio é menor que 1 cm.

Note também que, como não há imagens alvo dos indivíduos segmentados da

base, quaisquer erros tanto de segmentação quanto do próprio algoritmo de extração são contabilizados nesta etapa. Destaca-se ainda novamente que os algoritmos propostos tanto de segmentação quanto de detecção de pose e extração das medidas funcionam de maneira automática, supondo como informação de entrada apenas a imagem do indivíduo. Além disso, ambos os algoritmos funcionam para ambas as bases de dados, que foram tomadas em condições distintas.

8.2 Resultados da Obtenção do Somatotipo

No Capítulo 5 são mostradas tanto as medições mais relevantes para inferir cada componente do somatotipo quanto as melhores técnicas dentre as testadas para realizar tal mapeamento, selecionadas pelo algoritmo de otimização. Vários experimentos diferentes foram realizados em ambas as bases de dados para fazer este mapeamento e portanto gerar os resultados.

8.2.1 Experimento 1

Para o primeiro experimento, foram utilizadas apenas as medições selecionadas para inferir seu respectivo somatotipo. Isto é,

- para estimar o endomorfismo, foram utilizadas as informações de sexo, estatura (y), busto (x), quadril (x) e joelho (z);
- para estimar o mesomorfismo, foram utilizadas as medições de estatura (y), quadril (x), tornozelo (x), coxa (z) e braço (Razão);
- por fim, para o ectomorfismo, as seguintes características foram utilizadas: sexo, quadril (x), braço (x), coxa (x) e braço (y).

A técnica de regressão utilizada para estimar o endomorfismo foi a GRNN e, para as componentes de meso- e ectomorfismo, foi a MLP, conforme seleção mostrada no Capítulo 5. Similar ao realizado na etapa de seleção das técnicas, foi utilizado o método *Leave-One-Out* para divisão dos dados e, ainda, a técnica de regressão foi testada variando seus parâmetros para calibração.

Foi proposto que o desvio padrão das gaussianas da GRNN (único parâmetro de ajuste da técnica) fosse avaliado em 0,001; 0,01; 0,05; 0,10; 0,15; 0,20; 0,25; 0,40; 0,60; 0,80; 1,00; 2,00; 5,00; e 10,00. Para a MLP, foi proposto que a quantidade de neurônios em sua única camada oculta fosse testado nos valores pares de 2 a 20. Estes parâmetros foram os mesmos utilizados nestas técnicas na etapa de seleção de características e a necessidade de testá-los novamente se dá pois a natureza dos dados de entrada são distintas de anteriormente, onde os dados eram obtidos de maneira manual das imagens.

Como é comum em aplicações reais que o somatotipo de um indivíduo seja tomado apenas em múltiplos de 0,1 ou 0,5, o resultado foi obtido de três formas diferentes. Inicialmente, é permitido que as estimativas tomem quaisquer valores reais (flutuantes). As segunda e terceira formas são realizadas quantizando as estimativas para múltiplos de 0,1 e 0,5, respectivamente. A estimativa dada pelas técnicas de regressão é então comparada com a saída desejada ou seus respectivos arredondamentos para múltiplos de 0,1 ou 0,5. Caso o valor da estimativa do regressor seja não-positivo, este é fixado em 0,1 pois sabe-se que o somatotipo humano não pode ser negativo ou nulo. Além disso, todo este procedimento é repetido 50 vezes para cada componente do somatotipo.

As médias das métricas ME, MAPE, MAE e RMSE da configuração que obteve menor erro quadrático médio para cada componente de endo-, meso- e ectomorfismo em cada possível forma descrita estão representadas na Tabela 4.

Tabela 4 – Estimativa do somatotipo para o experimento 1.

Componente		ME	MAPE	MAE	RMSE
Endomorfismo	Valor Flutuante	0,02	25,53%	0,37	0,49
	Múltiplo 0,1	0,03	25,80%	0,37	0,49
	Múltiplo 0,5	0,05	28,90%	0,38	0,53
Mesomorfismo	Valor Flutuante	0,00	34,59%	0,49	0,73
	Múltiplo 0,1	0,00	31,88%	0,48	0,73
	Múltiplo 0,5	0,01	18,22%	0,49	0,75
Ectomorfismo	Valor Flutuante	0,00	30,58%	0,22	0,33
	Múltiplo 0,1	-0,01	30,26%	0,22	0,34
	Múltiplo 0,5	0,00	16,22%	0,22	0,37

Do ponto de vista da métrica MAPE, era esperado que a componente de mesomorfismo fosse a menor, seguido da de endomorfismo, conforme os resultados obtidos para estes mapeamentos com as medições tomadas de maneira manual (Tabela 2, apresentada no Capítulo 5). Entretanto, o mesomorfismo obtido de maneira flutuante foi a componente que obteve maior erro segundo esta métrica. Isto foi ligado ao fato de que o cálculo do mesomorfismo depende de coxa (z) e braço (Razão). Estas características estão entre as três de maior erro introduzido pelo algoritmo de extração automática segundo esta métrica (na Tabela 3 é possível observar que o MAPE destas características é acima de 10%). Além disso, destaca-se também que o mesomorfismo é a única componente que depende de mais de uma característica que possui MAPE maior que 10% quando comparadas às medições manuais.

Quando quantizados para múltiplos de 0,1 e 0,5, era esperado que os erros MAPE, MAE e RMSE diminuíssem em relação ao seus respectivos valores se comparados com as estimativas flutuantes. Do ponto de vista de MAPE, isto ocorre para as componentes de mesomorfismo e ectomorfismo. Entretanto, para o endomorfismo, este valor aumenta. Isto se deve ao fato de que, apesar de o arredondamento limitar a quantidade de possibilidades da estimativa, ele também pode fazer com que o alvo e a estimativa fiquem mais distantes. Por

exemplo, se o alvo de algum indivíduo da base para alguma componente é 0,70 e a regressão estima em 0,76, o erro absoluto é de 0,06 e o erro percentual absoluto é de 8,57% ($= \frac{0,06}{0,70}$). No entanto, quando quantizados para múltiplos de 0,1, o alvo se mantém em 0,7, enquanto a estimativa se torna 0,8, levando os erros absoluto e percentual para respectivamente 0,1 e 14,29% ($= \frac{0,1}{0,7}$). Os erros aumentam ainda mais caso os arredondamentos sejam tomados em múltiplos de 0,5: o alvo se torna 0,5 e a estimativa 1,0, levando os erros absoluto e percentual para respectivamente 0,5 e 100%.

Apesar de MAPE relativamente não muito baixos, observe que a estimativa do somatotipo erra em média menos de 0,5 em uma dada componente (observado pela métrica MAE). Além disso, as estimativas são pouco polarizadas, refletido no baixo valor de ME tomado pelas métricas.

Os valores de MAPE e MAE relativamente altos e baixos, respectivamente, se devem à relativamente pequena magnitude das componentes do somatotipo. Como os valores de endo-, meso- e ectomorfismo do ser humano é na casa das unidades, os erros percentuais de 20% ou 30%, apesar de aparentemente altos, podem representar desvios de menos de uma unidade.

Afim de analisar mais profundamente o resultado obtido, foi calculado para cada indivíduo da base a Distância Posicional do Somatotipo (SAD) entre seu somatotipo real e a estimativa dada pelas técnicas de regressão (Equação 2.12). Ainda, as estimativas eram localizadas na somatocarta e calculadas as distâncias até os somatopontos reais dos indivíduos. As médias destas distâncias tomadas em toda a base de dados estão representadas na Tabela 5.

Tabela 5 – SAD e distância na somatocarta médios no experimento 1.

Representação	SAD Médio	Distância Média na Somatocarta
Valor Flutuante	0,78	0,77
Múltiplo 0,1	0,79	0,78
Múltiplo 0,5	0,84	0,81

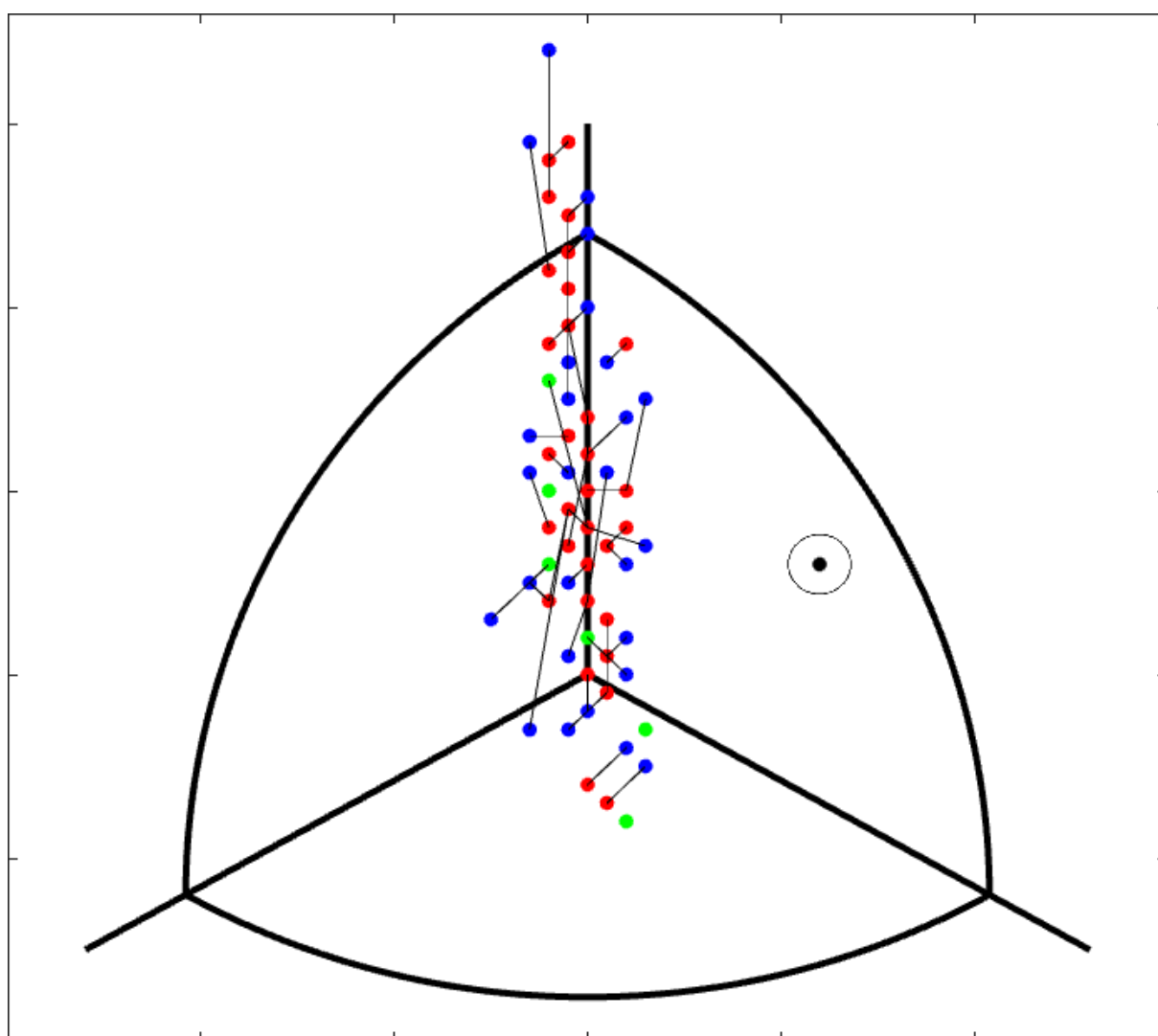
Destaca-se que, como mostrado no Capítulo 2, SAD é a distância entre os somatotipos real e estimado (tridimensional) de cada indivíduo, enquanto que a distância na somatocarta é calculada sobre os somatopontos (bidimensionais) na carta. Por se tratar de uma projeção, as distâncias na somatocarta não podem ser maiores que SAD, o que está de acordo com o que foi mostrado na Tabela 5.

Observa-se que as distâncias calculadas desta forma são sempre menores que 1. Isto é, em média, o somatotipo real do indivíduo não está localizado mais que 1 unidade do estimado pelo sistema proposto.

A Figura 82 mostra os somatopontos reais (em azul) e estimados (em vermelho) na somatocarta (para a representação de múltiplo de 0,5). Os pontos em verde (existem

6 destes pontos) representam correspondências exatas da estimativa com o somatotipo real do indivíduo, isto é, a regressão acertou o somatotipo sem erro algum. Além disso, uma linha preta liga cada amostra real com sua respectiva estimada. Como a distância na somatocarta das estimativas distam em média 0,81 de seu valor real (Tabela 5), a região esperada de onde se localizaria uma estimativa de somatotipo qualquer (ponto em preto) seria o círculo de centro neste ponto e raio 0,81. Esta representação foi introduzida para que seja possível de ter uma ideia visual do erro de estimativa causado pelo sistema proposto.

Figura 82 – Somatopontos reais (em azul) e estimados (em vermelho). Pontos em verde representam correspondência do real com o estimado (estimativa sem erro).



Fonte: O próprio autor.

Observe que pode acontecer de diferentes indivíduos terem o mesmo somatotipo, mas o regressor estimar valores diferentes para eles. Analogamente, a regressão pode dar saídas iguais a indivíduos que têm os somatotipos reais distintos. Desta forma, é possível que o mesmo ponto seja ligado por duas linhas pretas distintas, o que não significa que

existem diferentes saídas associadas a uma única entrada, apenas que pontos distintos foram *plotados* na mesma posição da somatocarta.

Além disso, pode ocorrer de uma amostra ter seu somatotipo estimado precisamente (e portanto um ponto em verde é utilizado para representá-la), enquanto outra amostra de mesmo somatotipo ser estimada com certo erro. Esta situação acarreta em uma linha preta sendo ligada em um ponto em verde, o que novamente não significa que existem estimativas distintas para o mesmo ponto, mas sim que indivíduos diferentes foram plotados na mesma posição da somatocarta.

Outro possível situação é a de dois indivíduos terem somatotipos reais s_1 e s_2 e o regressor estimar s_2 para o primeiro e s_1 para o segundo. Neste caso, devido à ordem dos *plots*, existirão dois pontos vermelhos conectados entre si, o que significa que cada um destes pontos está ligado a um ponto azul oculto abaixo do outro vermelho.

Se tratando da classificação do somatotipo dos indivíduos, foi mostrado no Capítulo 2 que esta pode ser dada de três formas diferentes: com 13, 7 ou 4 classes distintas. A taxa de acerto da classificação dos somatotipos estimados pelos regressores está representada na Tabela 6.

Tabela 6 – Taxa de acerto na classificação para o experimento 1.

Tipo de Classificação	Taxa de Acerto
13 Classes	60,52%
7 Classes	85,00%
4 Classes	87,52%

O resultado obtido foi considerado satisfatório, obtendo taxas de acerto acima de 85% para a classificação de 4 ou 7 classes. Naturalmente, as taxas de acerto na classificação aumentam com a diminuição da quantidade de classes distintas.

8.2.2 Experimento 2

Buscando melhorar os resultados obtidos no primeiro experimento, uma série de implementações foram variadas e, para cada uma, o procedimento descrito na experimento 1 foi executado. Foram quatro as mudanças experimentadas em busca de melhores resultados.

1. Quanto à normalização dos dados utilizados, quatro variações foram testadas:

- Nenhuma entrada ou saída era normalizada;
- As entradas eram normalizadas para que tivessem cada uma média nula e variância unitária;
- As saídas eram normalizadas para que tivessem cada uma média nula e variância unitária;

- As entradas e saídas eram normalizadas para que tivessem cada uma média nula e variância unitária.
2. Quanto ao arredondamento dos alvos, duas possibilidades foram testadas:
- Os alvos dos regressores eram os valores flutuantes dos somatotipos (o arredondamento era realizado apenas para o cálculo das métricas);
 - Os alvos dos regressores eram os respectivos arredondamentos de cada representação.
3. Quanto aos dados de entrada utilizados, foram testadas cinco variações:
- Para estimar uma dada componente do somatotipo, eram utilizadas apenas as medições selecionadas pela otimização no processo de seleção de características mostrado no Capítulo 5 (isto é, cinco medições de entrada para cada estimativa de cada componente);
 - Todas as medições selecionadas são utilizadas para inferir cada componente do somatotipo. Explicitamente, todas as informações de sexo, estatura (y), busto (x), quadril (x), braço (x), coxa (x), tornozelo (x), coxa (z), joelho (z), braço (y) e braço (Razão) são utilizadas para inferir cada uma das componentes do somatotipo (estas são as onze medições distintas selecionadas);
 - Como a característica braço (Razão) foi a que apresentou maior erro percentual na Tabela 3, por ser função de outras medições, uma outra variação testada quanto aos dados de entrada utilizados foi a consideração de todas as medições selecionadas (descritas no item anterior), exceto braço (Razão). Desta forma, nesta variação apenas medições extraídas diretamente da imagem são consideradas (nenhuma medida é função de outras características);
 - A medição de braço (z) não foi selecionada pela otimização, mas foi preciso extraí-la para o cálculo de braço (Razão). Assim, esta variação considera todas as medições selecionadas — incluindo braço (Razão) — e também a medida de braço (z);
 - A última variação desta categoria considera a medição de braço (z) junto com as selecionadas, exceto braço (Razão). Isto é, esta variação corresponde à anterior excluindo-se braço (Razão).
4. Quanto à unidade dos dados de entrada, foram testadas duas possibilidades:
- As entradas são dadas em centímetros, convertidos a partir das marcações de referência de tamanho conhecido;

- As entradas são dadas em *pixels*. Desta forma, a informação da medição da marcação de referência não é utilizada.

Todas estas mudanças foram propostas buscando-se melhoria dos resultados obtidos. Desta forma, para cada possível combinação de cada uma das variações, todo o procedimento descrito no experimento 1 é realizado e todas as métricas são levantadas. Observe que o experimento 1 é exatamente a combinação que toma o primeiro item de cada variação.

Na Seção 4.7, ao discutir os dados levantados para a base, foi mostrado que 10 amostras precisaram ser excluídas por causarem oclusão da marcação de referência. Destaca-se portanto que nas combinações em que as entradas eram utilizadas em *pixels*, tais observações também eram consideradas no experimento, uma vez que estes testes independem da marcação de referência.

Para cada combinação testada, todas as métricas eram levantadas e além disso, era calculada a média das RMSE de todas as componentes em todas as representações. Foram 80 experimentos distintos e neste trabalho será mostrado como “experimento 2” apenas aquele referente à combinação escolhida, aquela que apresentou menor média das RMSE.

A primeira variação da combinação escolhida foi a segunda proposta, isto é, as entradas foram normalizadas. Acredita-se que esta característica da implementação facilitou o mapeamento do regressor pois as magnitudes das entradas eram bastante distintas (e.g. estatura (y) possui ordem de centena de centímetros, enquanto tornozelo (x) toma valores em poucas unidades).

Para a segunda mudança, o escolhido foi o segundo item, ou seja, os alvos deveriam ser arredondados a priori. Acredita-se que esta opção tenha apresentado menores RMSE pois o regressor já busca estimar para o valor arredondado, o qual de fato será utilizado para comparação e cálculos de métricas. Por exemplo, seja uma dada componente do somatotipo cujo valor é igual a 1,9. Se o regressor estima esta componente como 1,7, o erro cometido é apenas de 0,2. Porém, quando arredondados (para múltiplos de 0,5), os valores reais e estimados se tornam, respectivamente, 2,0 e 1,5, cujo erro é 0,5 (houve um aumento do erro). Entretanto, se a componente for arredondada a priori, o alvo do regressor é o valor 2,0 e, caso o mesmo erro de 0,2 para baixo seja cometido (estimativa em 1,8), o arredondamento a leva para 2,0, obtendo neste caso erro nulo.

A terceira variação da combinação escolhida corresponde ao segundo item proposto, isto é, devem ser utilizados como dados de entrada todas e apenas as medições selecionadas. Ou seja, não deve ser utilizada a informação de braço (z) (apesar de esta informação ser disponível) e deve ser utilizada a característica de braço (Razão) (mesmo que esta apresente alto MAPE). Este ponto especificamente está de acordo com a seleção de características

obtida no Capítulo 5 pois a variação escolhida considera o mesmo conjunto selecionado pela otimização.

A quarta e última mudança corresponde ao segundo item apresentado, isto é, as medidas tomadas na imagem deveriam ser utilizadas em *pixels* ao invés de centímetros. Esta variação mostra que é possível de se fazer uma mudança no sistema proposto neste trabalho para aumentar ainda mais sua robustez. A utilização das medições extraídas da imagem em *pixels* torna desnecessário o uso de marcações de referência ao fundo da imagem. Isto é, tomando apenas as informações extraídas em *pixels* da imagem (sem a necessidade de uma referência para converter tais medições novamente para centímetros), é possível de se inferir o somatotipo dos indivíduo com precisão maior que a apresentada no experimento 1 (é possível afirmar isto do ponto de vista da média das RMSE, pois o primeiro experimento corresponde a uma das combinações e não foi selecionada).

A Tabela 7 mostra as métricas ME, MAPE, MAE e RMSE obtidas no experimento da combinação escolhida para a estimativa de cada componente do somatotipo em cada representação proposta (flutuante ou múltiplo de 0,1 ou 0,5).

Tabela 7 – Estimativa do somatotipo para a combinação escolhida.

Componente		ME	MAPE	MAE	RMSE
Endomorfismo	Valor Flutuante	0,03	28,17%	0,41	0,57
	Múltiplo 0,1	0,03	27,98%	0,40	0,56
	Múltiplo 0,5	0,08	28,95%	0,40	0,58
Mesomorfismo	Valor Flutuante	-0,02	21,97%	0,37	0,57
	Múltiplo 0,1	0,02	18,35%	0,33	0,52
	Múltiplo 0,5	-0,06	11,62%	0,33	0,55
Ectomorfismo	Valor Flutuante	0,08	15,01%	0,15	0,24
	Múltiplo 0,1	-0,06	19,42%	0,16	0,26
	Múltiplo 0,5	-0,01	8,38%	0,12	0,26

Houve novamente pouca polarização das estimativas do somatotipo para o experimento 2, visto que o ME é próximo de zero para todas as estimativas.

Para a componente de endomorfismo, as estimativas deste experimento foram relativamente pouco piores em relação ao primeiro do ponto de vista de MAPE, MAE e RMSE. Os valores destas métricas para este experimento não superaram mais que 3%, 0,04 e 0,08 que seus respectivos valores apresentados no primeiro. Acredita-se que isto se deu pois as estimativas das medições corpóreas selecionadas para estimar o endomorfismo apresentaram pouco erro segundo estas métricas e a adição de outras medidas com maiores erros pode ter prejudicado esta estimativa. Outra possível investigação seria a mudança do método de regressão desta componente (GRNN) para a MLP, o método utilizado para inferir as outras componentes.

Já para os meso- e ectomorfismo, os resultados foram melhores que os obtidos no primeiro experimento em todas as representações, segundo mesmo conjunto de métricas. Além disto, os valores de MAPE obtidos são decrescentes para cada representação mais

arredondada (exceto para a o arredondamento de múltiplo de 0,1 do ectomorfismo), atingindo valores menores que 12% de MAPE quando o somatotipo é trabalhado em múltiplos de 0,5. Para o ectomorfismo com representação em múltiplo de 0,5, o erro absoluto médio obtido foi de 0,12, isto é, em média não se estima esta componente para valores mais “afastados” que 0,12 do ectomorfismo real do indivíduo (ligeiramente maior que 0,1). Esta melhoria foi ligada às quatro mudanças realizadas, principalmente à utilização de mais informações confiáveis além das selecionadas extraídas da imagem.

Observe que para todas as componentes do somatotipo em todas as representações utilizadas, o valor de MAE é menor que 0,5, indicando que, em média, cada estimativa da componente do somatotipo dista menos que 0,5 de seu valor real.

Analogamente ao primeiro experimento, foram calculadas as distâncias médias tanto entre os somatotipos estimados e os reais (SAD médio), quanto entre os somatopontos estimados e os reais (distância média na somatocarta).

Tabela 8 – SAD e distância na somatocarta médios no experimento 2.

Representação	SAD Médio	Distância Média na Somatocarta
Valor Flutuante	0,69	0,65
Múltiplo 0,1	0,66	0,63
Múltiplo 0,5	0,69	0,65

Em todos as representações, houve melhoria considerável de ambas distâncias obtidas em relação ao primeiro experimento. Isto é, o somatotipo como estimado com as mudanças propostas está mais próximo do real tanto em sua representação tridimensional quanto na somatocarta. Observe novamente que as distâncias obtidas na somatocarta são sempre menores que a tridimensional pois esta mudança se trata de uma projeção.

Observe que todos os valores apresentados na Tabela 8 são menores que 0,7, indicando que, qualquer que seja a representação escolhida, o somatotipo estimado dista menos que 0,7 de seu valor real, tanto se medida tridimensional- quanto bidimensionalmente na somatocarta.

As taxas de acerto nos três possíveis tipos de classificação obtidas neste experimento estão representadas na Tabela 9.

Tabela 9 – Taxa de acerto na classificação para o experimento 2.

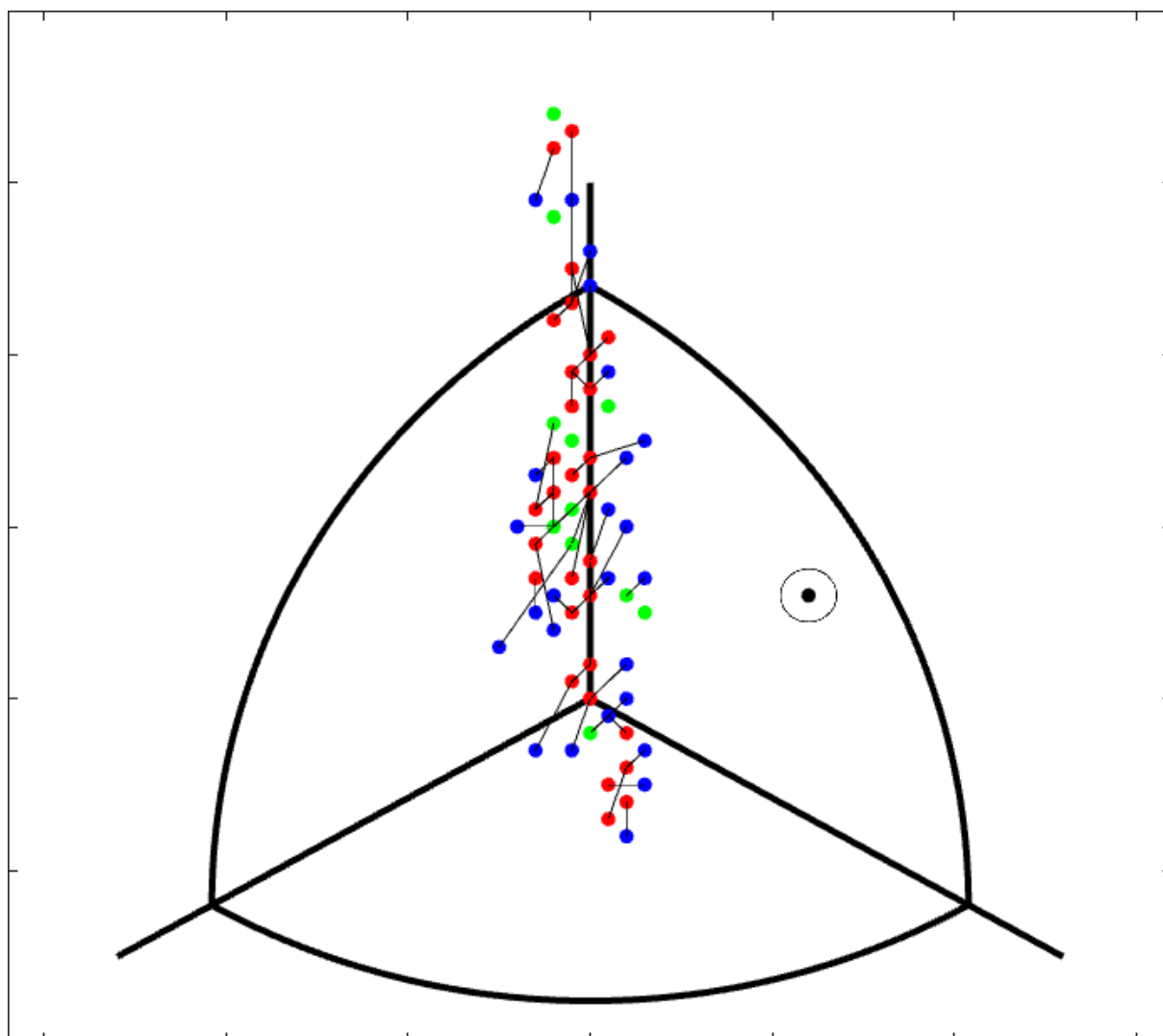
Tipo de Classificação	Taxa de Acerto
13 Classes	61,07%
7 Classes	88,57%
4 Classes	91,79%

O resultado obtido mostra que houve melhora na taxa de acerto quando comparado ao primeiro experimento, para todos os tipos de classificação, sendo que para o tipo de 4

classes, a taxa de acerto obtida foi superior a 90%.

A Figura 83 mostra os somatopontos reais (em azul) e estimados (em vermelho). Novamente os pontos em verde (existem 11 destes pontos) representam estimativas sem erro e o círculo preto representa a região onde se encontraria, em média, a estimativa do ponto preto.

Figura 83 – Somatopontos reais (em azul) e estimados (em vermelho). Pontos em verde representam correspondência do real com o estimado (estimativa sem erro).



Fonte: O próprio autor.

Se feita uma comparação fina entre as representações dadas pelas Figuras 82 e 83, é possível notar esta possui mais pontos em verde (estimativas sem erro) e que a quantidade de traços pretos relativamente grandes é menor (menos estimativas relativamente distantes do alvo). Ainda, o círculo preto da Figura 83 é menor que o da Figura 82, indicando que as estimativas são mais precisas neste contexto.

8.2.3 Experimento 3

O experimento 2 conseguiu melhoria em relação ao primeiro para as componentes de meso- e ectomorfismo, entretanto os resultados para o endomorfismo foram ligeiramente piores. O terceiro e último experimento consiste na investigação do impacto nos resultados causado pela mudança do regressor desta componente para a MLP, fixadas todas as outras configurações do segundo experimento. Destaca-se que o endomorfismo é a única componente que utiliza a GRNN (e não a MLP) para regressão e também que na etapa de escolha da técnica, nenhum regressor se mostrou consideravelmente superior aos outros (como pode ser observado na Tabela 2 e conforme discutido na Seção 5.5).

A Tabela 10 mostra a estimativa do somatotipo para este experimento. Note que, como neste teste não há qualquer alteração das formas de estimativa dos meso- e ectomorfismo, as métricas destas componentes obtidas no experimento 2 foram repetidas na Tabela 10, sendo a diferença presente apenas no endomorfismo.

Tabela 10 – Estimativa do somatotipo para a combinação escolhida.

Componente		ME	MAPE	MAE	RMSE
Endomorfismo	Valor Flutuante	-0,04	10,98%	0,17	0,26
	Múltiplo 0,1	-0,04	11,87%	0,17	0,28
	Múltiplo 0,5	-0,02	8,13%	0,13	0,27
Mesomorfismo	Valor Flutuante	-0,02	21,97%	0,37	0,57
	Múltiplo 0,1	0,02	18,35%	0,33	0,52
	Múltiplo 0,5	-0,06	11,62%	0,33	0,55
Ectomorfismo	Valor Flutuante	0,08	15,01%	0,15	0,24
	Múltiplo 0,1	-0,06	19,42%	0,16	0,26
	Múltiplo 0,5	-0,01	8,38%	0,12	0,26

As estimativas de endomorfismo com a MLP se mantiveram sem polarização, refletido no baixo valor de ME obtido. Para as outras métricas, houve redução expressiva do erro obtido para a estimativa desta componente. O MAPE reduziu em pelo menos 16% para todas as representações, atingindo valores menores que 10% de erro absoluto percentual médio. Para o MAE, os resultados obtidos reduziram de 0,4 para 0,15 aproximadamente, isto é, a rede MLP estima o endomorfismo dos indivíduos da base em média não mais distante que 0,13 na representação de múltiplos de 0,5 por exemplo. Ainda, como o endomorfismo está neste experimento melhor estimado que o mesomorfismo do ponto de vista de MAE, pode-se afirmar que o maior erro absoluto médio apresentado por qualquer componente do somatotipo neste teste é de 0,37. A melhora dos resultados com o uso do MLP no lugar do GRNN pode ser justificada porque a primeira realiza uma ponderação nos atributos de entrada, realçando a contribuição dos atributos mais relevantes, enquanto que o GRNN não realiza tal procedimento. Isto é, ao utilizar todas as medidas selecionadas na entrada da rede, ao invés de somente as que foram selecionadas para a componente de endomorfismo (terceira variação selecionada no experimento 2), é possível que esta tenha passado a cometer maiores erros pois a GRNN utiliza a informação de todas as entradas,

enquanto a MLP ajusta os pesos durante a fase de treinamento atenuando a contribuição de possíveis medições introdutoras de erros.

As distâncias entre os somatotipos tridimensionais e bidimensionais (na somatocarta) foram computadas e a Tabela 11 mostra os resultados obtidos.

Tabela 11 – SAD e distância na somatocarta médios no experimento 2.

Representação	SAD Médio	Distância Média na Somatocarta
Valor Flutuante	0,53	0,52
Múltiplo 0,1	0,52	0,51
Múltiplo 0,5	0,50	0,50

Com a melhoria da estimativa do endomorfismo, era esperado que os somatotipos estimados fossem mais próximos dos reais. Os resultados mostram que para a representação de múltiplo de 0,5 por exemplo, o somatotipo real não se encontra em média mais distante que 0,5 do estimado pelas redes MLP. Este resultado foi considerado satisfatório, uma vez que, devido aos próprios arredondamentos, cada componente do somatotipo possui distância de no mínimo 0,5 de um outro possível somatotipo.

A Tabela 12 mostra os resultados obtidos para a classificação do somatotipo no experimento 3.

Tabela 12 – Taxa de acerto na classificação para o experimento 3.

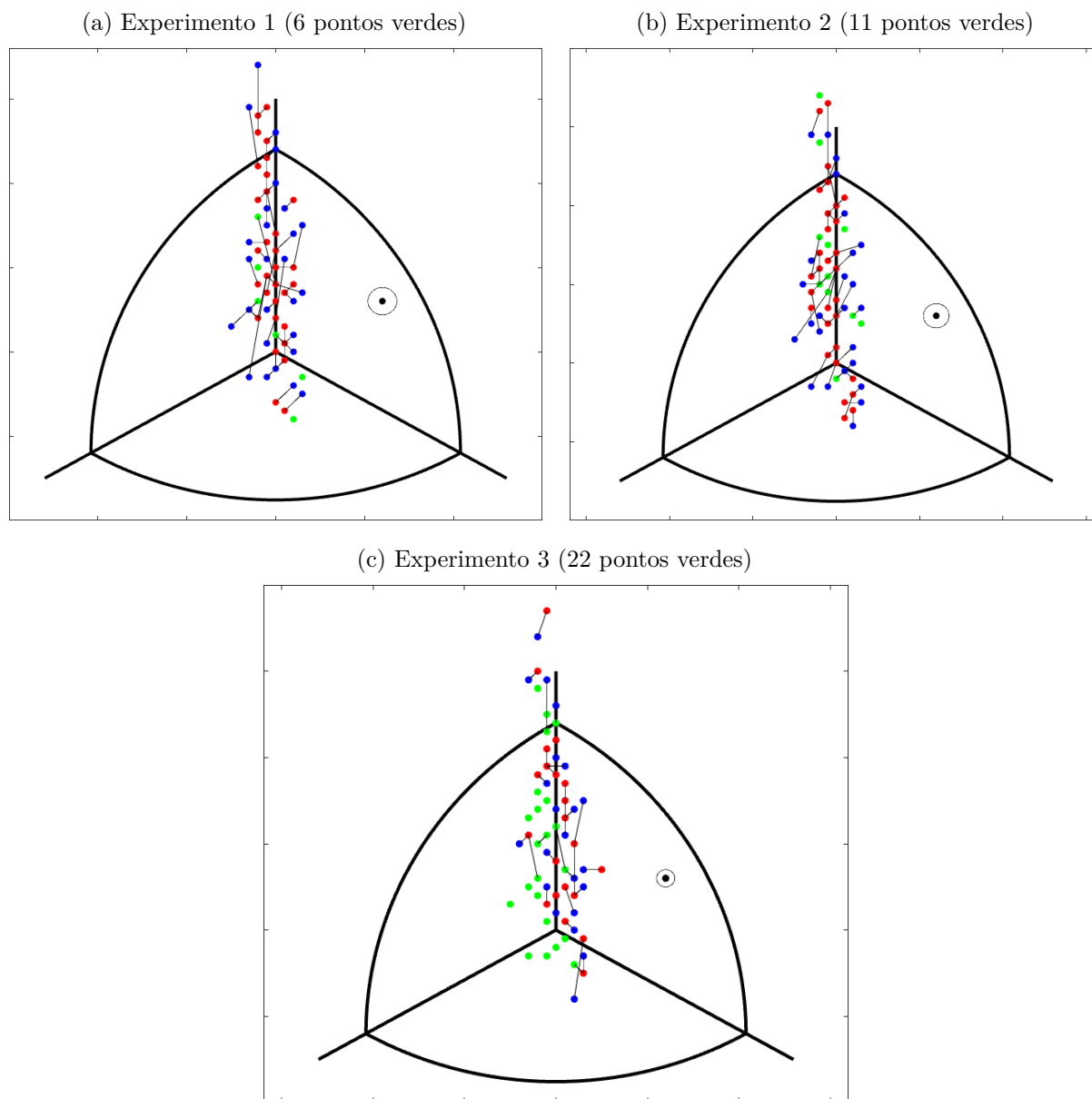
Tipo de Classificação	Taxa de Acerto
13 Classes	72,14%
7 Classes	89,29%
4 Classes	92,86%

Observa-se novamente que todas as métricas apresentadas são superiores às respectivas dos segundo e primeiro experimentos. Para a classificação com 7 possíveis classes, a taxa de acerto foi superior a todas as taxas obtidas no experimento 1 (Tabela 6). O melhor resultado obtido foi para o problema de classificação com 4 classes, com taxa de acerto de 92,86%. Destaca-se que o resultado obtido para a classificação com 4 classes representa menos de 5 indivíduo classificados incorretamente, uma vez que a base de dados é composta de apenas 56 observações.

A Figura 84c mostra os somatotipos reais (em azul) e estimados (em vermelho) pelas redes MLP do experimento 3. Além disso, em 84a e 84b é possível observar as estimativas obtidas para os experimentos 1 e 2 respectivamente. Estas são as mesmas figuras apresentadas em 82 e 83 respectivamente e foram mostradas novamente para fins de comparação de todos os experimentos obtidos.

Observe que a somatocarta referente ao experimento 3 possui mais pontos em verde (estimativas livres de erro) que dos outros experimentos. Além disso, os segmentos de reta

Figura 84 – Somatopontos reais (em azul) e estimados (em vermelho). Pontos em verde representam correspondência do real com o estimado (estimativa sem erro).



Fonte: O próprio autor.

pretos presentes na Figura 84c são menores e em menor quantidade que os das Figuras 84a e 84b, o que indica que as estimativas estão em média menos distantes de seus valores reais. Observe também que o raio do círculo preto decresce a cada experimento, indicando que as estimativas tornam-se cada vez mais precisas. O raio deste círculo indica a região em que, em média, estaria localizada uma estimativa de um somatotipo arbitrário (em preto) e observa-se portanto que sua área é bastante reduzida se comparada com a área total da somatocarta. Isto indica que a localização do somatoponto na somatocarta possui uma precisão razoável a partir do sistema proposto nesta dissertação, dada de maneira automática através das imagens.

8.3 Considerações Finais do Capítulo

Neste capítulo foram mostrados e discutidos os resultados obtidos tanto do algoritmo de medição automática, quanto dos mapeamentos do somatotipo dados pelas técnicas de regressão. Todas as componentes de endo-, meso- e ectomorfismo foram em média estimadas com erro absoluto menor 0,37, sendo que a componente de ectomorfismo atingiu erro de 0,12 na representação de múltiplo de 0,5 do somatotipo.

Os resultados mostram que a estimativa da localização dos pontos na somatocarta, não está em média mais distante que 0,5 do somatotipo real dos indivíduos, o que foi considerado satisfatório. Se tratando de classificação, a taxa de acerto obtida foi acima de 92% para o caso de 4 classes.

Destaca-se que estes resultados são obtidos de um método automático que parte apenas de imagens dos indivíduos em duas posições diferentes. Toda a segmentação do fisiculturista, detecção de sua posição, medições corpóreas e somatotipo são realizados automaticamente. Destaca-se também que este é um método mais rápido e independente da utilização de aparelhos antropométricos ou de especialistas da área.

Por fim, destaca-se também que as métricas levantadas neste capítulo comparam o desempenho do sistema proposto com o somatotipo obtido pelos antropometristas. Isto é, os valores das componentes do somatotipo obtidos pelos especialistas estão sendo considerados padrão, apesar de que sabe-se da existência tanto de erro humano quanto de erro dos aparelhos antropométricos utilizados. Em outras palavras, o método convencional de obtenção do somatotipo utilizado atualmente também possui erros.

9 Conclusões e Trabalhos Futuros

Este trabalho apresentou uma metodologia para estimar somatotipo de fisiculturistas de maneira automática de imagens digitais. Para tal, duas bases de dados contendo imagens de fisiculturistas em condições distintas e seus respectivos somatotipos foram levantadas.

Devido a inviabilidade de se extrair a partir de imagens as medições corpóreas necessárias para a obtenção do somatotipo pelo método de [Heath e Carter \(1967\)](#), foi necessário propor uma série de medições possíveis de se obter e investigar quais eram as mais relevantes para a estimativa do somatotipo. Logo após, foi desenvolvido um algoritmo de extração automática das medições selecionadas baseado em imagens segmentadas de duas visões dos indivíduos: frontal e lateral. Esta extração era dada de forma automática pois a posição do indivíduo era reconhecida sem informações externas e então as medições possíveis de obter apenas daquela visão eram extraídas.

Para a segmentação dos indivíduos, foi utilizado o algoritmo SRM e uma sequência de processamentos morfológicos. Destaca-se a robustez dos algoritmos tanto de segmentação, quanto de extração das medições, pois os mesmos códigos eram capazes de segmentar e extrair as medidas dos fisiculturistas de ambas as bases de dados.

Os experimentos realizados para mapear as medições extraídas de forma automática nos somatotipos dos indivíduos mostrou ser possível obter as componentes de endo-, meso- e ectomorfismo com a utilização de redes neurais e sem a necessidade de uma marcação de referência para conversão dos valores de *pixels* novamente para centímetros. Um destes experimentos mostrou que os erros das estimativas de cada componente do somatotipo dos indivíduos em média não eram maiores que 0,37. Além disso, quando representados em múltiplos de 0,5, os somatotipos estimados não eram em média mais distantes do que 0,5 do somatotipo obtido pelos especialistas quando representados tanto tridimensionalmente quanto na somatocarta, o espaço onde normalmente o somatotipo é representado. A taxa de acerto de classificação obtida foi superior a 92% para o caso de 4 classes.

Destaca-se também que não há conhecimento do autor a respeito de outros trabalhos que tentem estimar o somatotipo de indivíduos de forma automática baseado em suas imagens. Sendo assim, a falta de referências foi uma dificuldade naturalmente encontrada e a maior parte deste trabalho teve que ser proposta original do tema.

De forma geral, os objetivos deste projeto foram alcançados. Foi desenvolvido um sistema que estima com precisão aceitável o somatotipo de fisiculturistas baseado apenas em suas imagens em duas visões, sendo uma opção menos dispendiosa que o método atual, em que são necessários, além de uma grande quantidade de tempo, aparelhos antropométricos

diferentes e um especialista da área para a obtenção das medições antropométricas. Se o sistema for implementado em um dispositivo como *smartphone* por exemplo, a obtenção do somatotipo pode ser realizada de maneira mais rápida e portátil que o método atual de [Heath e Carter \(1967\)](#).

Destaca-se ainda que a precisão do método proposto neste trabalho pode ainda ser aprimorada com a utilização de uma base de dados mais completa. Além disso, este método clássico, mesmo sendo a forma de se estimar o somatotipo hoje em dia, também possui erros introduzidos tanto pelos vários aparelhos antropométricos necessários, quanto por erro humano das pessoas que os manuseiam.

9.1 Trabalhos Futuros

Exatamente pela falta de referências de outras produções com este objetivo, uma série de trabalhos futuros podem ser propostos.

Primeiramente, o escopo deste trabalho precisou ser restrito apenas a fisiculturistas devido à dificuldade da obtenção de bases de dados diversificadas para o desenvolvimento da metodologia. Sendo assim, uma primeira proposta de trabalho futuro seria a repetição da metodologia desenvolvida nesta obra para uma base de dados mais diversificada, com indivíduos com os mais variados somatotipos.

Em segundo lugar, as 48 medições a serem selecionadas foram apenas propostas desta dissertação, ficando como ideias futuras investigar outras possíveis informações de ser obtidas de imagens de indivíduos, como outras medições de tamanho do corpo não propostas neste trabalho, ou outras funções destas medições. Além disto, não necessariamente as informações precisam ser medições de tamanhos de partes do corpo (e.g. índice ponderal), sendo possível inclusive trabalhar com informações que só podem ser obtidas de imagens (e não diretamente no corpo dos indivíduos), como por exemplo quantidade de *pixels* total do indivíduo ou de partes de seu corpo (e.g., quantidade de *pixels* de seu tronco, de seus membros), ou explorar informações como áreas de superfície corporal, volumes estimados, relações de ângulos ou outras propriedades geométricas de partes do corpo. Além disto, podem ser propostas também outras funções destas informações (e.g. razões ou diferenças entre quantidades de *pixels*, razão de volume estimado pela superfície corporal).

Além disto, posições diferentes podem ser propostas além das que foram neste trabalho. Isto é, ao levantar uma nova base de dados, o pesquisador pode propor outros posicionamentos do corpo ou de membros deste (e.g. braços, pernas, mãos) para a obtenção das imagens dos indivíduos, caso isto seja mais conveniente para a extração de outras possíveis medições.

Se tratando ainda de levantamento de dados, uma outra proposta de trabalho

futuro é o desenvolvimento de um aplicativo para celular que auxilie o colhimento das imagens. Por exemplo, uma ideia de elaboração pode ser a sobreposição da uma máscara de posicionamento na tela do dispositivo durante a aquisição das fotos. Esta máscara de posicionamento mencionada seria um contorno de uma silhueta humana média na posição proposta que estaria na tela do celular sobreposto à cena que a câmera está direcionada. Isto auxiliaria que o indivíduo realizasse um posicionamento exato ou muito próximo do desejável. Outras considerações a respeito da reprodução científica do levantamento da base de dados podem ser encontradas na Seção 4.8 desta dissertação.

Para a obtenção do somatotipo para comparação, uma outra proposta de trabalho futuro seria a utilização da Absortometria Radiológica de Dupla Energia (Dual-Energy X-ray Absorptiometry — DEXA). Este é um aparelho para medição e análise da composição e topografia corporais. Com esta máquina é possível quantificar gorduras locais no corpo, além de informações ósseas mais precisas que as obtidas pelos aparelhos clássicos de obtenção do somatotipo. A desvantagem é que este aparelho é bastante caro, chegando a custar cerca de dezenas de milhares de reais.

Outra proposta de trabalho futuro seria a comparação do conjunto de medições selecionadas da maneira como foi proposto nesta dissertação (baseada no GA, uma meta-heurística) com outras técnicas de seleção de características, como *Sequential Forward Selection* (SFS), *Sequential Backward Selection* (SBS), *Bidirectional Search* (BDS) ou *Minimum Redundancy Maximum Relevance* (mRMR) (PENG; LONG; DING, 2005).

Além disto, outras técnicas de segmentação do indivíduo podem ser comparadas com os resultados obtidos neste trabalho com a utilização do SRM. Outras possíveis técnicas de segmentação são, por exemplo, *k-means*, *Alpha Matting*, JSEG ou outras técnicas de segmentação baseadas em grafos ou crescimento de regiões, por exemplo (ZHENG; KAMBHAMETTU, 2009; DENG; MANJUNATH, 2001).

Outra proposta de trabalho futuro é a de realizar a localização de partes do corpo humano com o auxílio de outras técnicas não empregadas nesta dissertação, como *Shapelets* e *Active Appearance Model* (YE; KEOGH, 2009; COOTES; EDWARDS; TAYLOR, 2001).

Neste trabalho, era desejável que o cabelo dos indivíduos fosse segmentado junto com o resto de seu corpo. Entretanto, a depender do posicionamento e até “estilo” do penteado da pessoa, estimativas como estatura podem ser prejudicadas devido a esta segmentação. Uma opção que pode ser investigada em um trabalho futuro seria integrar informações de algoritmos de reconhecimento facial, como o de Viola e Jones (2004), para que haja maior precisão de certas medidas corpóreas.

Em um dos experimentos realizados nesta dissertação, foi obtido um resultado razoável sem a utilização da marcação de referência ao fundo (baseado no tamanho das medições em *pixels*). Entretanto, uma outra proposta de trabalho futuro é supor que

a estatura do indivíduo é conhecida e utilizar as outras medições corpóreas extraídas referentes a este valor. A estatura é uma medição sobre a qual normalmente as pessoas tem conhecimento ou sabem informar com uma precisão de poucos centímetros. Esta informação pode ser fornecida pelo indivíduo e explorada para avaliar melhorias da estimativa de seu somatotipo.

Neste trabalho, quando a mesma medição era extraída de ambas as visões (frente e lado) do indivíduo, uma média entre os dois valores era realizada para aferir o valor final daquela medição. Entretanto em um trabalho futuro é possível também avaliar de forma ponderada estas informações, ou de maneira automática tratar isto de forma mais robusta quando, por exemplo, as extrações se diferem em uma quantidade pré-definida.

Uma investigação futura também é observar se há aumento de desempenho das técnicas de regressão se estas forem treinadas separadamente para homens e mulheres. Como o sexo é uma informação externa assumida como de conhecimento de quem está utilizando o sistema, é possível o treinamento de duas redes neurais diferentes, uma para identificar o somatotipo de cada um dos gêneros.

Outra proposta de trabalho futuro é avaliar o mapeamento das medições extraídas no somatotipo através de outras técnicas de regressão, ou avaliar as estimativas do somatotipo humano dadas por uma Rede Neural Convolucional (*Convolutional Neural Network* — CNN) (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015) baseada diretamente nas imagens. Para isto, é necessário anteriormente aumentar de forma expressiva a quantidade de dados coletados.

Referências

- ADKISON, B. *Penguin Awareness*. 2016. Disponível em: <<http://edition.cnn.com/2016/02/13/world/penguins-die-giant-iceberg-irpt/>>. Acesso em: 22/05/2017. Citado na página 59.
- ALMEIDA, A. H. et al. Somatotype analysis of physically active individuals. *The Journal of Sports Medicine and Physical Fitness*, v. 53, n. 3, p. 268–273, 2013. ISSN 00224707. Citado na página 22.
- AUSTIN, S. An introduction to genetic algorithms. *AI Expert*, vol. 5, n. 3, p. 48 – 53, Março 1990. Citado na página 43.
- AVANUTRI. *Equipamentos para Avaliação Nutricional*. 2017. Disponível em: <<https://www.loja.avanutri.com.br/>>. Acesso em: 07/06/2017. Citado na página 24.
- BALTADJIEV, A. G. Somatotype characteristics of male patients with type 2 diabetes mellitus. *Folia Medica*, v. 54, n. 2, p. 40–45, 2012. ISSN 2048043 ST - Somatotype characteristics of male patients with type 2 diabetes mellitus. Citado na página 22.
- BISHOP, C. M. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Second edition. New York, USA: Oxford University Press Inc., 2005. Citado 3 vezes nas páginas 48, 50 e 56.
- BOLONCHUK, W. W. et al. Association of dominant somatotype of men with body structure, function during exercise, and nutritional assessment. *American Journal of Human Biology*, v. 12, n. 2, p. 167–180, 2000. ISSN 1520-6300. Citado na página 22.
- BREIMAN, L. et al. *Classification and regression trees*. [S.l.]: CRC press, 1984. Citado na página 52.
- BUFFA, R. et al. Somatotype in elderly type 2 diabetes patients. *Collegium Antropologicum*, v. 31, n. 3, p. 733–737, 2007. ISSN 0350-6134. Citado na página 22.
- BUFFA, R. et al. Somatotype in alzheimer's disease. *Gerontology*, v. 53, n. 4, p. 200–204, 2007. Citado na página 22.
- BUFFA, R. et al. Variations of somatotype in elderly Sardinians. *American Journal of Human Biology*, v. 17, n. 4, p. 403–411, 2005. ISSN 10420533. Citado na página 22.
- BURIAN, D. *Human Male Clay Model 3D model*. 2015. Disponível em: <<https://www.cgtrader.com/3d-models/character/man/human-male-clay-model>>. Acesso em: 03/05/2017. Citado na página 76.
- CAMERON, N. *The measurement of human growth*. [S.l.]: Taylor & Francis, 1984. Citado na página 34.
- CARTER, J. *The Heath-Carter Anthropometric Somatotype - Instruction Manual*. [S.l.], 2002. Citado 8 vezes nas páginas 33, 34, 35, 37, 38, 42, 72 e 73.
- CARTER, J. L.; HEATH, B. H. *Somatotyping: development and applications*. [S.l.]: Cambridge University Press, 1990. v. 5. Citado 10 vezes nas páginas 21, 22, 32, 33, 35, 36, 38, 39, 40 e 41.

- CESCORF. *Equipamentos Antropométricos*. 2015. Disponível em: <<https://www.lojacescorf.com.br/>>. Acesso em: 07/06/2017. Citado na página 24.
- COOTES, T. F.; EDWARDS, G. J.; TAYLOR, C. J. Active appearance models. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, IEEE, v. 23, n. 6, p. 681–685, 2001. Citado na página 143.
- CUNHA, F. *Biotipo dos Atletas*. 2016. Disponível em: <<http://app.globoesporte.globo.com/olimpiadas/biotipos-dos-atletas/>>. Acesso em: 23/02/2017. Citado na página 32.
- DENG, Y.; MANJUNATH, B. Unsupervised segmentation of color-texture regions in images and video. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, IEEE, v. 23, n. 8, p. 800–810, 2001. Citado na página 143.
- DIXSON, B. J. et al. Eye-tracking women’s preferences for men’s somatotypes. *Evolution and Human Behavior*, Elsevier, v. 35, n. 2, p. 73–79, 2014. Citado na página 22.
- DUKKIPATI, A.; MURTY, M. N. Selection by parts: “selection in two episodes” in evolutionary algorithms. *IEE Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation*, vol. 1, p. 657 – 662, Maio 2002. Citado na página 43.
- FILHO, J. F. *A prática da avaliação física: testes, medidas, avaliação física em escolares, atletas e academias de ginástica*. [S.l.]: Shape, 2003. v. 2. Citado 4 vezes nas páginas 28, 31, 32 e 33.
- GONZALEZ, R.; WOODS, R. *Processamento Digital De Imagens*. ADDISON WESLEY BRA, 2011. ISBN 9788576054016. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=r5f0RgAACAAJ>>. Citado na página 60.
- GREEN, R. D.; GUAN, L. Quantifying and recognizing human movement patterns from monocular video images-part i: a new framework for modeling human motion. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, IEEE, v. 14, n. 2, p. 179–190, 2004. Citado na página 23.
- GREEN, R. D.; GUAN, L. Quantifying and recognizing human movement patterns from monocular video images-part ii: applications to biometrics. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, IEEE, v. 14, n. 2, p. 191–198, 2004. Citado na página 23.
- GUN, C. *Exercício Largo / Alongamento do Ombro / Escape Estreito / Treinamento com Pesos*. 2013. Disponível em: <<https://m.blog.naver.com/dynamite01/50181739374>>. Acesso em: 19/10/2017. Citado na página 21.
- GUTNIK, B. et al. Body physique and dominant somatotype in elite and low-profile athletes with different specializations. *Medicina (Lithuania)*, v. 51, n. 4, p. 247–252, 2015. ISSN 1010660X. Citado na página 22.
- HEATH, B. H.; CARTER, J. E. L. A modified somatotype method. *American Journal of Physical Anthropology*, Wiley Online Library, v. 27, n. 1, p. 57–74, 7 1967. ISSN 1096-8644. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1002/ajpa.1330270108>>. Citado 17 vezes nas páginas 11, 22, 23, 24, 25, 26, 28, 31, 32, 35, 41, 72, 75, 80, 82, 141 e 142.

- HERBISON-EVANS, D.; GREEN, R.; BUTT, A. Computer animation with nudes in dance and physical education. *Australian Computer Science Communications*, v. 4, n. 1, p. 324–331, 1982. Citado na página 23.
- HOLLAND, J. H. Outline for a logical theory of adaptive systems. *Journal of the Association for Computing Machinery*, vol. 3, p. 297 – 314, 1962. Citado na página 44.
- HORLACHER, S. *Leonardo da Vincis vitruvianischer Mensch*. 2013. Disponível em: <<http://www.wissen.de/leonardo-da-vincis-vitruvianischer-mensch>>. Acesso em: 23/02/2017. Citado na página 28.
- HOUCK, C. R.; JOINES, J. A.; KAY, M. G. *A Genetic Algorithm for Function Optimization: A Matlab Implementation*. [S.l.], 1995. Citado na página 44.
- JAKŠIĆ, D.; CVETKOVIĆ, M. Neural network analysis of somatotype differences among males related to the manifestation of motor abilities. *Acta Kinesiológica*, v. 3, n. 1, p. 107–113, 2009. Citado na página 22.
- KART, O. et al. Web based digital image processing tool for body shape detection. *ICT Innovations 2011, Web Proceedings ISSN 1857-7288*, p. 139, 2012. Citado na página 23.
- KOLEVA, M.; NACHEVA, A.; BOEV, M. Somatotype and disease prevalence in adults. *Rev Environ Health*, v. 17, n. 1, p. 65–84, 2002. ISSN 2191-0308. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/12088094>>. Citado na página 22.
- LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. *Nature, Nature Research*, v. 521, n. 7553, p. 436–444, 2015. Citado na página 144.
- LEE, N. S.; PARK, K. S.; CHONGYANG, P. Anthropomorphic classification using three-dimensional fourier descriptor. In: *SPIE Conference on Biomedical Image Processing*. [S.l.: s.n.], 1991. p. 133–142. Citado na página 23.
- MASSIDDA, M. et al. Somatotype of elite Italian gymnasts. *Collegium Antropologicum*, v. 37, n. 3, p. 853–857, 2013. ISSN 0350-6134. Citado na página 22.
- MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, Springer, v. 5, n. 4, p. 115–133, 1943. Citado na página 48.
- MYTTENAERE, A. D. et al. Mean absolute percentage error for regression models. *Neurocomputing*, Elsevier, v. 192, p. 38–48, 2016. Citado na página 61.
- NOCK, R.; NIELSEN, F. Statistical region merging. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, IEEE, v. 26, n. 11, p. 1452–1458, 2004. Citado na página 58.
- NORTON, K.; OLDS, T. *Anthropometrica: a textbook of body measurement for sports and health courses*. [S.l.]: UNSW press, 1996. Citado na página 34.
- PENG, H.; LONG, F.; DING, C. Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, IEEE, v. 27, n. 8, p. 1226–1238, 2005. Citado na página 143.

- PLAGIANAKOS, V. P.; MAGOULAS, G. D.; VRAHATIS, M. N. Supervised training using global search methods. *Advances in convex analysis and global optimization*, vol. 54, p. 421 – 432, 2001. Citado na página 44.
- RUTECKI, P. A. Neuronal excitability: voltage-dependent currents and synaptic transmission. *Journal of Clinical Neurophysiology*, LWW, v. 9, n. 2, p. 195–211, 1992. Citado na página 48.
- SHELDON, W. H. *Atlas of men: A guide for somatotyping the adult male at all ages*. [S.l.]: Harper, 1954. Citado na página 29.
- SHELDON, W. H.; STEVENS, S. S.; TUCKER, W. B. The varieties of human physique. Harper, 1940. Citado 12 vezes nas páginas 11, 18, 21, 22, 23, 28, 29, 30, 31, 32, 41 e 75.
- SILVA, P. R. P. D.; TRINDADE, R.; ROSE, E. H. D. Composição corporal, somatotipo e proporcionalidade de culturistas de elite do brasil. *Rev Bras Med Esporte*, SciELO Brasil, v. 9, p. 403–7, 2003. Citado na página 63.
- SINGH, S. P. Somatotype and disease - A review. *The Anthropologist*, v. 3, p. 251–261, 2007. Citado na página 22.
- SPECHT, D. F. A general regression neural network. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 2, n. 6, p. 568–576, 1991. Citado 3 vezes nas páginas 50, 51 e 52.
- THORLAND, W. G. et al. Body composition and somatotype characteristics of junior olympic athletes. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, v. 13, n. 5, p. 332–338, 1980. Citado na página 22.
- TÓTH, T. et al. Somatotypes in sport. *Acta Mechanica et Automatica*, v. 8, n. 1, p. 27–32, 2014. ISSN 18984088. Citado 3 vezes nas páginas 22, 34 e 35.
- VIOLA, P.; JONES, M. J. Robust real-time face detection. *International journal of computer vision*, Springer, v. 57, n. 2, p. 137–154, 2004. Citado na página 143.
- WELMY. *Linha Saúde*. 2015. Disponível em: <<http://www.welmy.com.br/>>. Acesso em: 07/06/2017. Citado na página 24.
- WILLMOTT, C. J.; MATSUURA, K. On the use of dimensioned measures of error to evaluate the performance of spatial interpolators. *International Journal of Geographical Information Science*, Taylor & Francis, v. 20, n. 1, p. 89–102, 2006. Citado na página 61.
- YAMATO, J.; OHYA, J.; ISHII, K. Recognizing human action in time-sequential images using hidden markov model. In: IEEE. *Computer Vision and Pattern Recognition, 1992. Proceedings CVPR'92., 1992 IEEE Computer Society Conference on*. [S.l.], 1992. p. 379–385. Citado na página 23.
- YE, L.; KEOGH, E. Time series shapelets: a new primitive for data mining. In: ACM. *Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. [S.l.], 2009. p. 947–956. Citado na página 143.
- ZHENG, Y.; KAMBHAMETTU, C. Learning based digital matting. In: IEEE. *Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on*. [S.l.], 2009. p. 889–896. Citado na página 143.

ZSAKAI, A.; BODZSAR, E. B. The relationship between body structure and the socio-economic status in hungarian children and adolescents. *Collegium Antropologicum*, v. 38, n. 2, p. 479–485, 2014. Citado na página [22](#).

APÊNDICE A – Autorização do Uso de Imagens e Tomada de Medições Antropométricas Dada pela IFBB-ES



FEDERAÇÃO CAPIXABA DE BODYBUILDING E FITNESS
IFBB-ES

AUTORIZAÇÃO

Vitória, 06 de março de 2016.

A IFBB-ES no uso de suas atribuições definidas no Estatuto da IFBB-ES e no que estabelece o Livro de Regras da IFBB Internacional, edição de 2014, na seção 1, artigo 7, autoriza o uso das imagens de seus atletas na pesquisa de mestrado do engenheiro **Thales de Oliveira Gonçalves** no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Espírito Santo, como também permite que sejam feitas medições antropométricas nos competidores para a referida pesquisa durante a etapa de inscrição e pesagem em seus campeonatos.

A IFBB-ES ressalta que tal autorização se estabelece mediante a devida comunicação dos resultados do estudo a esta Federação bem como a menção desta nas publicações resultantes deste trabalho.

Atenciosamente,


Andreia Borges
PRESIDENTE DA IFBB-ES

APÊNDICE B – Erro Médio da Regressão Ingênua sobre *Leave-One-Out*

Neste apêndice é demonstrado que o erro médio ME de uma regressão ingênua f é nulo quando o método de divisão dos dados *Leave-One-Out* é utilizado.

Proposição. *Sejam X conjunto arbitrário e $\mathfrak{S} = \{(\mathbf{x}_k, y_k)\}_{k \in \{1, \dots, n\}}$ conjunto de $n \in \mathbb{N}$ observações $\mathbf{x}_k \in X$ e suas respectivas saídas $y_k \in \mathbb{R}$. Se uma regressão ingênua f mapeia X em \mathbb{R} e o método *Leave-One-Out* de divisão dos dados de \mathfrak{S} é utilizado, então o erro médio de f é $ME = 0$.*

Demonstração: Como o método *Leave-One-Out* é utilizado, cada observação de \mathfrak{S} é utilizada uma única vez para teste. Assim, podemos expressar o erro médio ME por

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\hat{y}_k - y_k) \quad (\text{B.1})$$

onde \hat{y}_k é o mapeamento da observação \mathbf{x}_k por f . Mas, $f(\mathbf{x}_k)$ é dado pela média da saída de todas as outras observações de \mathfrak{S} . Isto é verdade pois f é uma regressão ingênua e, como o método *Leave-One-Out* é utilizado, quando \mathbf{x}_k é dado de teste, o conjunto de treinamento é $\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{x}_{k+1}, \dots, \mathbf{x}_n\}$. Portanto, equacionando o mapeamento de \mathbf{x}_k , temos

$$\hat{y}_k = \frac{1}{n-1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n y_j \quad (\text{B.2})$$

substituindo B.2 em B.1,

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left[\left(\frac{1}{n-1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n y_j \right) - y_k \right] \quad (\text{B.3})$$

mas, como tais somatórios são finitos, temos que o somatório da diferença é a diferença dos somatórios. Assim,

$$ME = \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{1}{n-1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n y_j \right) - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k \right) \quad (\text{B.4})$$

sendo n constante e comutando os somatórios, obtemos

$$ME = \left(\frac{1}{n(n-1)} \sum_{j=1}^n \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^n y_j \right) - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k \right) \quad (\text{B.5})$$

mas y_j é constante para o somatório em k . Logo,

$$ME = \left(\frac{1}{n(n-1)} \sum_{j=1}^n (n-1)y_j \right) - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k \right) \quad (\text{B.6})$$

o qual pode ser simplificado para

$$ME = \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n y_j \right) - \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k \right) = 0 \quad (\text{B.7})$$

e disto segue o resultado. □